



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

DESARROLLO DE UN MIP PARA LA MEJORA EN EFICIENCIA EN PLANES DE
GESTIÓN DE ESPECIES AMENAZADAS MEDIANTE EL USO DE CURVAS DE
SENSIBILIDAD

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE
MAGÍSTER EN GESTIÓN DE OPERACIONES

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

DIEGO ALEJANDRO SFEIR GONZÁLEZ

PROFESOR GUÍA:
ANDRÉS WEINTRAUB POHORILLE
PROFESOR CO-GUÍA:
VIRGILIO HERMOSO LÓPEZ

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
EDUARDO ÁLVAREZ MIRANDA
RAFAEL EPSTEIN NUMHAUSER

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por SuFoRun y ISCI por medio del programa
Marie Skłodowska-Curie

SANTIAGO DE CHILE

2019

RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR
AL TÍTULO DE MAGÍSTER EN GESTIÓN DE OPERACIONES
POR: DIEGO ALEJANDRO SFEIR GONZÁLEZ
FECHA: 2019
PROF. GUÍA: ANDRÉS WEINTRAUB POHORILLE

DESARROLLO DE UN MIP PARA LA MEJORA EN EFICIENCIA EN PLANES DE GESTIÓN DE ESPECIES AMENAZADAS MEDIANTE EL USO DE CURVAS DE SENSIBILIDAD

En el marco de una extinción global de especies y de recursos limitados disponibles para la conservación ecológica, emerge la urgente necesidad de priorizar tanto la selección de sitios como los esfuerzos de gestión de las intervenciones para hacer frente a las amenazas. Con la finalidad de asegurar la persistencia de aquellas especies en peligro de extinción, se toman acciones específicas para disminuir las amenazas que las afectan. Normalmente, se utiliza un enfoque binario, en donde se efectúa una acción específica y se asume que ésta elimina la amenaza. Por lo tanto se considera que, para reducir los costos, no es necesario tomar acciones en su valor total, pues se puede considerar una curva que relaciona la intensidad de la amenaza existente y la probabilidad de persistencia de las especies. De igual forma, se tiene en cuenta el efecto de minimizar la fragmentación espacial y los costos totales.

Dicho modelo se pone a prueba en un caso de estudio de la cuenca del río Mitchell, al norte de Australia. Este modelo consiste en el intento de asignar un esfuerzo óptimo para aumentar la probabilidad de persistencia de 45 especies nativas de peces de agua dulce. Se comparan los resultados obtenidos para cuatro curvas de respuestas continuas de las especies, con un escenario base de respuestas binarias. Para representar especies sensibles a las amenazas, se utiliza una curva convexa, y para las menos sensibles se utiliza una curva cóncava. Cabe destacar que se mide la eficiencia como una relación entre el área protegida y los costos totales incurridos.

Se demuestra que no hay diferencias significativas en los resultados cuando las respuestas a las acciones son convexas y lineales, como es de esperarse. Por el contrario, se logra percibir que existen beneficios en la eficiencia cuando se considera una curva sigmoideal, y aún más cuando se considera una curva cóncava, lo cual hace que esta propuesta se vuelva más atractiva que los métodos tradicionales. Por otro lado, cuando se exige un mayor nivel de conectividad para las acciones, los niveles de eficiencia se mantienen prácticamente iguales, y las respuestas continuas logran soluciones mejor conectadas que aquellas logradas por la respuesta binaria. Al considerar este modelo, se puede identificar de manera eficiente el nivel de esfuerzo óptimo que será asignado a múltiples intervenciones, tal como el dónde realizarlas para combatir las amenazas existentes.

A mi amada e incomparable madre,
que me apoyó siempre y extraño profundamente.

A mi valiente hermana Camila,
a quién admiro por su fortaleza e inteligencia.

A mi risueña hermana Isidora,
por llegar a alegrarme con su forma única de ser.

A mi incondicional padre,
por ser el mejor guía y amigo a lo largo de mi vida.

Agradecimientos

Este estudio no habría sido posible sin el apoyo del SuFoRun y del ISCI por medio del programa Marie Skłodowska-Curie Research and Innovation Staff Exchange (H2020-MSCA-RISE-2015). El proyecto SuFoRun se centra en las interacciones de la silvicultura y el cambio climático, incluido el desarrollo de herramientas de manejo forestal adaptativo. El consorcio SuFoRun está construido con la visión de llevar a cabo la inclusión de organismos de investigación altamente calificados en nueve países (España, Portugal, Finlandia, Suecia, Costa Rica, Chile, Brasil y Estados Unidos), los cuales comparten intereses complementarios en disciplinas científicas imprescindibles para el desarrollo del sector forestal. El proyecto permite intercambiar y generar conocimiento sobre bosques multipropósito, abordar el riesgo y la incertidumbre, así como también permite fortalecer la colaboración en la investigación a través de redes activas, intercambio de personal y actividades de difusión entre los participantes.

Gracias al equipo de investigación, especialmente a los guías del proyecto Andrés Weintraub y Virgilio Hermoso, así como a Jordi Garcia por darme la oportunidad de trabajar en el Centro Tecnológico Forestal de Cataluña. De igual forma, quisiera agradecer a Eduardo Álvarez y a José Salgado por su apoyo en la parte de programación y desarrollo del proyecto.

Por otro lado, quisiera darle mis más profundos agradecimientos a mi madre y mi padre, a mis lindas hermanas, y a mis queridos familiares cercanos que estuvieron apoyándome durante todo el proceso, quienes han confiado en mis capacidades desde siempre a ojos cerrados, y me han dado la motivación y apoyo necesarios en todo momento. Finalmente, quisiera también agradecer a todos mis amigos, compañeros del colegio y la universidad, por compartir tantos momentos, acompañarme y generar lazos cruciales para hacer de esta experiencia universitaria la mejor. En especial, quisiera destacar el apoyo incondicional de personas como Beatriz Xavier, Martín Rapaport, Joaquín López, Martín Barrenechea, Gonzalo Riquelme, Camila Di Biase, Diego Bórquez, Rafael Undurraga y José Pablo Montégu.

Tabla de Contenido

1. Introducción	1
2. Métodos de resolución	5
2.1. Marco conceptual	5
2.2. Enfoque del problema de gestión de esfuerzos orientado a multi-acciones de conservación	9
2.3. Formulación del MIP para el problema de gestión de esfuerzos orientado a multi-acciones de conservación	12
2.4. Linealización de la función objetivo	14
2.5. Extensión del modelo MIP incorporando conectividad de las acciones	16
2.6. Caso de estudio: cuenca del río Mitchell, en el norte de Australia	17
2.7. Descripción del experimento y de los indicadores de desempeño	21
2.7.1. Concepción del experimento y composición de las funciones asociadas a las curvas de respuesta	21
2.7.2. Definición de los indicadores y ajustes experimentales	22
3. Resultados	24
3.1. Efectos de las diferentes curvas de respuestas en la eficiencia para distintos objetivos ecológicos	24
3.2. Estudio del impacto del caso de estudio en los resultados encontrados	29
3.3. Efectos de las curvas de respuestas para diferentes penalizaciones por fragmentación de las acciones	31
4. Discusión	38
4.1. Alcances y limitaciones del estudio	38
4.2. Análisis de cómo afectan las curvas de respuestas en la eficiencia	39
4.3. Revisión de los supuestos	41
5. Conclusión	43
Bibliografía	44
6. Anexos	49
6.1. Estudio del impacto de la distribución de especies	49
6.2. Parte del código de implementación del modelo matemático	51

Índice de Tablas

2.1.	Resumen de los parámetros utilizados para resolver el problema de gestión de esfuerzos orientado a multi-acciones de conservación para el caso de estudio de la cuenca del río Mitchell.	20
2.2.	Resumen de las funciones matemáticas usadas para representar las cinco formas de las curvas de respuestas de las especies, las cuales relacionan el nivel de esfuerzo escogido a una probabilidad de persistencia asociada a cada especie.	21
2.3.	Resumen de los indicadores y de sus formulaciones explícitas utilizados para comparar las diferentes instancias durante la experimentación.	22

Índice de Ilustraciones

2.1.	Representación gráfica de la probabilidad de persistencia de las especies considerando las cinco curvas de respuestas en función de la intensidad de la amenaza (a) y de la intensidad de la amenaza presente en alguna unidad de planificación en función del nivel de esfuerzo realizado (b).	6
2.2.	Representación gráfica de la probabilidad de persistencia de las especies considerando las cinco curvas de respuesta, en función del nivel de esfuerzo escogido para ser realizado en alguna unidad de planificación.	8
2.3.	Representación gráfica de la situación presentada en el ejemplo, considerando una unidad i y realizando una única acción de conservación en el nivel máximo de esfuerzo.	14
2.4.	Representación gráfica de las distribuciones espaciales de las 45 principales especies de peces (a) y de las cuatro mayores amenazas (b) analizadas en el caso de estudio de la cuenca del río Mitchell, en el norte de Australia.	19
3.1.	Representación gráfica de los tiempos de resolución (a) y <i>gaps</i> (b) obtenidos al resolver las instancias vinculadas a las cinco curvas de respuestas, para nueve objetivos ecológicos.	25
3.2.	Representación gráfica de los PAPSM obtenidos al resolver las instancias vinculadas a las cinco curvas de respuestas, para nueve objetivos ecológicos.	26
3.3.	Representación gráfica de los RCB obtenidos al resolver las instancias vinculadas a las cinco curvas de respuestas, para nueve objetivos ecológicos.	27
3.4.	Representación gráfica de la distribución espacial de los esfuerzos máximos realizados en cada unidad de planificación de la cuenca, para un objetivo ecológico de 3520 kilómetros cuadrados, usando un grado de conectividad global igual a 15, un grado de conectividad de acciones igual a 11 y evaluado para las cinco curvas de respuestas por parte de las especies.	28
3.5.	Representación gráfica de la disminución de la cantidad de especies para optimizar en el caso de estudio, en función de cada objetivo ecológico usado para los resultados del apartado anterior.	30
3.6.	Representación gráfica del grado de libertad L_t en función de cada objetivo ecológico usado para los resultados del apartado anterior.	31
3.7.	Representación gráfica de los tiempos de resolución (a) y <i>gaps</i> (b) obtenidos al resolver las instancias vinculadas a las cinco curvas de respuestas, para siete grados de penalización por fragmentación de acciones de conservación.	33

3.8.	Representación gráfica de los PAPSM obtenidos al resolver las instancias vinculadas a las cinco curvas de respuestas, para siete grados de penalización por fragmentación de acciones de conservación.	34
3.9.	Representación gráfica de los RCB (a) y los grados de conectividad de acciones (b) obtenidos al resolver las instancias vinculadas a las cinco curvas de respuestas, para siete grados de penalización por fragmentación de acciones de conservación.	35
3.10.	Representación gráfica de la distribución espacial de las cantidades de intervenciones realizadas en cada unidad de planificación de la cuenca, para un objetivo ecológico de 3520 kilómetros cuadrados, usando una curva de respuesta cóncava, un grado de conectividad global igual a 15 y evaluando para tres grados de conectividad de acciones.	37
4.1.	Representación gráfica de las diferencias porcentuales entre las funciones objetivo de las curvas de respuesta binaria y convexa del caso de estudio.	40
6.1.	Representación gráfica de las áreas de superficie total de ocupación en la cuenca de cada una de las primeras 18 especies del caso de estudio.	49
6.2.	Representación gráfica de las áreas desde la última especie cubierta completamente en el caso de estudio.	50

Capítulo 1

Introducción

En el contexto de una crisis global, vinculada a una biodiversidad permanentemente afectada por su disminución y grave deterioro, cabe dar lugar a una reflexión y reacción en torno a las crecientes tasas de extinción [Pimm et al., 2014]. En efecto, se han detectado diversos procesos amenazadores, distribuidos de forma heterogénea, tales como cambios de hábitat y especies invasoras, que exigen de forma urgente emprender diferentes acciones para controlar dichos eventos [McDermott et al., 2013]. Sin embargo, debido a la limitación de recursos disponibles para la conservación ecológica [James et al., 1999], emerge la necesidad de priorizar sitios y planes de gestión para las intervenciones de conservación que combatan las amenazas que ponen en riesgo ciertas especies [Nel et al., 2007, Butchart et al., 2010]. Desde ahora, aquellas intervenciones de gestión de la conservación serán llamadas acciones.

Vale consignar que en la instancia de demarcación de los límites de una zona de conservación ecológica, y, de igual forma, aquella de decisión de acciones que aseguren los niveles mínimos requeridos para la preservación de la fauna, se revela una particular interdependencia entre las diversas entidades en juego. En tal sentido, se habla de una evidente interdependencia, puesto que existe una relación entre cuatro aspectos disímiles, cada uno jugando un rol y funciones diferentes. Entre ellos, se pueden apreciar tres elementos principales, siendo éstos: primero, la diversidad de especies conviviendo en su hábitat natural; luego, las amenazas que atentan a la supervivencia de dicha fauna; y, por último, las acciones para hacer frente a cada amenaza, con la intención de preservar las especies afectadas [Richter et al., 1997]. Finalmente, tanto especies animales como amenazas a las mismas, están distribuidas a lo largo de múltiples unidades de planificación, las cuales son celdas mínimas de gestión, que subdividen el área de estudio en donde este micro-sistema existe y sobre las cuales se efectúan las acciones, siendo que dichas divisiones corresponden al cuarto aspecto nombrado.

Complementariamente, como criterios fundamentales se agregan los beneficios económico y del medio ambiente, los cuales se han estudiado por diversas evaluaciones [Wilson and Carpenter, 1999] que han demostrado incluso que los dividendos pueden ser superiores a la inversión para conservar algunos aspectos de la biodiversidad [Pimentel et al., 1997, Naidoo and Adamowicz, 2005]. Usualmente, se considera como una opción la selección de áreas de protección ecológica para el manejo de las amenazas [Game et al., 2009]. En particular, se utiliza preferentemente una planificación sistemática de conservación (SCP) para el diseño

de las áreas de protección. Esta se caracteriza por la definición de objetivos cuantitativos y métodos explícitos eficientes, para localizar y seleccionar áreas en dónde se implementan acciones que logren de forma agregada los objetivos especificados [Visconti and Joppa, 2015]. En dichas zonas se pueden priorizar acciones en función de los costos, tema que ha sido abordado reiteradamente en la literatura [Hof and Joyce, 1993, Murdoch et al., 2007]. En efecto, contando con presupuestos acotados, esta última herramienta puede ser considerada de gran utilidad para determinar las acciones de gestión más eficientes para ser implementadas, tal como para definir los espacios en donde reducir las amenazas a la biodiversidad [Margules and Pressey, 2000]. Últimamente, los modelos de SCP han progresado incorporando nuevas características como los aspectos espaciales en los diseños de las reservas [Moilanen et al., 2008, Hermoso et al., 2015, Liang et al., 2018]. Dichos conceptos han sido descritos como importantes desde siempre, es más, se han presentado distintos principios geométricos elementales para el correcto diseño de la gestión de la biodiversidad [Diamond, 1975]. Asimismo, se han definido diferencias entre lo que es conectividad y compacidad [Williams et al., 2005], dado que optar por una o por otra definición puede provocar diferentes impactos, tanto en el ecosistema como en las especies conservadas.

Los métodos de resolución para el problema de la selección de reservas se han orientado en cuatro principales algoritmos [Csuti et al., 1997, Moilanen, 2005]. Primeramente son aquellos algoritmos basados en la “*greedy richness*”; posteriormente los algoritmos basados en la rareza; a continuación aquellos que utilizan la optimización global estocástica, incluyendo *simulated annealing* (SA); y finalmente, aquellos que usan técnicas de optimización exacta, las cuales garantizan encontrar el óptimo global, tales como programación lineal (LP) y programación lineal entera (ILP). Gran parte de los modelos propuestos se basan en dos formulaciones clásicas en la literatura: el problema del conjunto mínimo [Possingham et al., 1993] que, mientras minimiza el gasto de recursos, también satisface ciertos objetivos de conservación; y el problema de cobertura máxima [Camm et al., 1996], que maximiza las características de representación de las especies dada una cantidad fija de recursos, establecida por una restricción presupuestaria. Ambos problemas son de naturaleza combinatoria y computacionalmente difíciles de resolver.

Masivamente se ha trabajado con herramientas computacionales que utilizan la planificación sistemática, tales como Marxan [Ball et al., 2009], Marxan con zonas [Watts et al., 2009, Levin et al., 2013] y Zonation [Moilanen, 2007]. Sin embargo, aquellos métodos no permiten realizaciones de diferentes acciones en una misma unidad de planificación. Por lo tanto, el problema que surge es el siguiente: cómo generar un plan de manejo eficiente para múltiples acciones de conservación simultáneas. Fijando como objetivo fundamental el de determinar -en cada unidad de planificación- las acciones más eficientes para lograr objetivos ecológicos al costo mínimo. Además, se requieren algunas condiciones espaciales mínimas, como la conexión entre las unidades seleccionadas y las acciones realizadas.

Para enfrentar esta problemática, normalmente, se emplea un enfoque binario, en donde se toma una acción específica y se asume que elimina la amenaza que afecta una especie en concreto [Auerbach et al., 2014]. Esta limitación fue abordada por Cattarino et al. [2015], donde se implementó un algoritmo basado en el *simulated annealing* (SA) el cual logró demostrar mejores resultados en términos de eficiencia que Marxan para resolver el problema. Sin embargo, éste es un algoritmo basado en heurística, por lo que se desconoce la calidad de la

solución con respecto a la distancia relativa con la solución óptima. En el trabajo presentado por Beyer et al. [2016], se ocupa la resolución exacta -a través de un *software* comercial- de un modelo de programación matemática aplicando diversos criterios de conectividad, pero en problemas simples con selección de reservas. Dado esto, y en la búsqueda de un mejor modelo matemático, Salgado-Rojas et al. [2019] agrega, por medio de la programación entera mixta (MIP), un modelo que gestiona la planificación de multiacciones frente a múltiples amenazas.

No obstante, el enfoque binario está sujeto a una restricción relevante, que corresponde a asumir que una especie se extingue de una unidad de planificación si no se implementa una acción para controlar la amenaza. En ese sentido, se puede permitir que cada especie tenga asociado niveles continuos de probabilidades de persistencia en función de intensidades continuas de las amenazas presentes. En efecto, en Cattarino et al. [2016] se afirma que, al utilizar acciones binarias y resultados dicotómicos de la persistencia de las especies, se sobreestiman los niveles de esfuerzo de las intervenciones. Esto debido a que si se decide llevar a cabo la acción en el caso binario, se impone la condición de erradicar la amenaza. Sin embargo, al utilizar curvas continuas de las respuestas se podría decidir erradicar parcialmente -cuando sea conveniente- ciertas amenazas de los sitios manteniendo los mismos niveles de conservación de especies nativas, con lo cual sería posible generar una ganancia o beneficio en eficiencia. Más aún, se ha estudiado a través del uso de heurística, que considerar las respuestas de las especies frente a sus amenazas puede mejorar la eficiencia de las acciones [Adams et al., 2014, Cattarino et al., 2016]. Es por ello que no solamente se quiere priorizar la acción en sí, sino también incorporar en el análisis la variable correspondiente a la intensidad de la acción realizada.

En general, el incorporar curvas de respuestas de las especies frente a la intensidad de la amenaza, a pesar de sus potenciales beneficios, implica una serie de dificultades adicionales. En efecto, existen complicaciones en torno a los cálculos sobre las estimaciones de las curvas de respuestas [Wilson et al., 2005, Wittmann and Pörtner, 2013]. Asimismo, es un desafío -principalmente computacional y de implementación- la integración de las curvas de respuestas continuas de las especies, en la planificación sistemática de la conservación [Adams et al., 2014]. Cabe señalar el reto vinculado a identificar la distribución de las amenazas [Evans et al., 2011], así como la limitación a la que se enfrenta por la falta de datos sobre la distribución de especies amenazadas [MacDougall and Loo, 2002]. Por consiguiente, es una dificultad mayor el estimar cómo las diferentes especies responden a sus amenazas [Isaac and Cowlshaw, 2004, Hulme and Bremner, 2006]. Normalmente, para estimar las curvas de respuesta de las diferentes especies estudiadas, según su sensibilidad a las amenazas, se pregunta a una importante cantidad de expertos [Wilson et al., 2005]. No obstante, usando diferentes algoritmos de optimización, se han incluido curvas de respuestas con incertidumbre concerniente la evolución temporal de la persistencia de especies [Pouzols et al., 2012, Pouzols and Moilanen, 2013]. Aún así, el agregar curvas de respuestas a los modelos de programación matemática es una opción que no se ha considerado aún.

En este trabajo se propone una forma de resolver este problema a través de un modelo de priorización de múltiples acciones, el cual utiliza una formulación matemática de MIP. Particularmente, se considera un caso de estudio de la cuenca del río Mitchell, al norte de Australia, que incorpora un conjunto de diversas amenazas y especies, y con ello diferentes y variadas curvas de respuestas por parte de las especies frente a sus amenazas. Para reducir el

riesgo de propagación de las amenazas [Cattarino et al., 2015], a lo anterior se agregan ciertas características espaciales de conectividad -promovida a través de la fragmentación reducida- así como acciones de conservación específicas en paralelo en cada unidad de planificación. El impacto en términos de eficiencia de utilizar las curvas de respuestas continuas, es lo que se busca conocer a través de este estudio y es evaluado por medio de distintos indicadores de desempeños. A través de un análisis de aquellas métricas, se espera que surjan beneficios económicos, promovidos por el hecho que hay acciones que podrían ser efectuadas con una menor intensidad. En este nuevo modelo expuesto hubo principalmente mejoras y adaptaciones de los métodos presentados por Salgado-Rojas et al. [2019], tales como la consideración de las áreas para cumplir con los objetivos ecológicos, y como la incorporación de las respuestas continuas de las especies. En concreto, se observa que dependiendo de la curva de respuesta considerada, se aumenta la eficiencia en los planes de gestión que puedan ser implementados, como política de los tomadores de decisión. En resumen, utilizando el modelo presentado en este trabajo, se puede ahorrar en costos de implementación para los planes de gestión de especies amenazadas. Por otro lado, cuando se exige un mayor nivel de conectividad para las acciones, los niveles de eficiencia se mantienen prácticamente iguales, y las respuestas continuas logran soluciones mejor conectadas que aquellas logradas por la respuesta binaria. Vale destacar que el modelo puede ser aplicado en el caso de estudio considerado, tanto como en cualquier otra región de estudio.

Finalmente, con respecto a la estructura del presente trabajo, se puede consignar que en el Capítulo 2 se describen los principales métodos de resolución del marco de optimización propuesto. A continuación son presentados los resultados computacionales y sus correspondientes explicaciones en el Capítulo 3. Posteriormente, en el Capítulo 4 se proporciona una discusión detallada sobre los resultados obtenidos, los alcances y las limitaciones de los supuestos que sustentan el trabajo. Finalmente, en el Capítulo 5, se exponen las observaciones finales y las posibles proyecciones para un trabajo futuro.

Capítulo 2

Métodos de resolución

2.1. Marco conceptual

Se desarrolla un marco conceptual para definir algunas nociones claves para el entendimiento de este trabajo. En efecto, se considera un grupo especies y un conjunto de amenazas que las afectan, distribuidas en múltiples unidades de planificación. Cabe señalar que múltiples amenazas pueden afectar eventualmente a una misma especie. Asimismo, cada amenaza puede incidir en más de una especie y cada una de tales amenazas solo tienen un tipo específico de acción asociada para ser contrarrestada. Se asume, además, que las diferentes acciones de conservación tienen un impacto aditivo en la probabilidad de persistencia de las especies en una unidad de planificación, esto quiere decir que no hay interacción incidente entre las referidas acciones.

En consecuencia de lo anterior y con el objetivo de identificar las relaciones existentes entre especies y amenazas, se procede a la inclusión de una lista de las sensibilidades de cada especie frente a cada amenaza. Esto refleja entonces cuales especies son afectadas por qué amenazas. En la literatura, normalmente, para la asignación de múltiples acciones de conservación se considera una respuesta binaria [Cattarino et al., 2015, Carwardine et al., 2012] por parte de las especies frente a sus amenazas. Lo anterior quiere decir que si la amenaza está presente, la especie se extingue de la unidad de planificación, y por el contrario, si la amenaza no existe o se erradica, la especie se salva en su integridad en la unidad de planificación.

Basándose en esta relación especie-amenaza, se agrega una nueva dimensión de sensibilidad, en dónde se incorporan curvas de respuestas continuas por parte de las especies frente a sus correspondientes amenazas. En concreto, se evalúan cuatro curvas de respuestas continuas y se comparan frente a una respuesta binaria. Particularmente, las curvas de respuesta binaria (C0), cóncava (C2), convexa (C4), lineal (C1) y sigmoideal (C3) se ilustran por medio de la Figura 2.1(a). La finalidad de involucrar diferentes formas de curvas es la de representar especies con mayores o menores niveles de sensibilidad frente a sus amenazas.

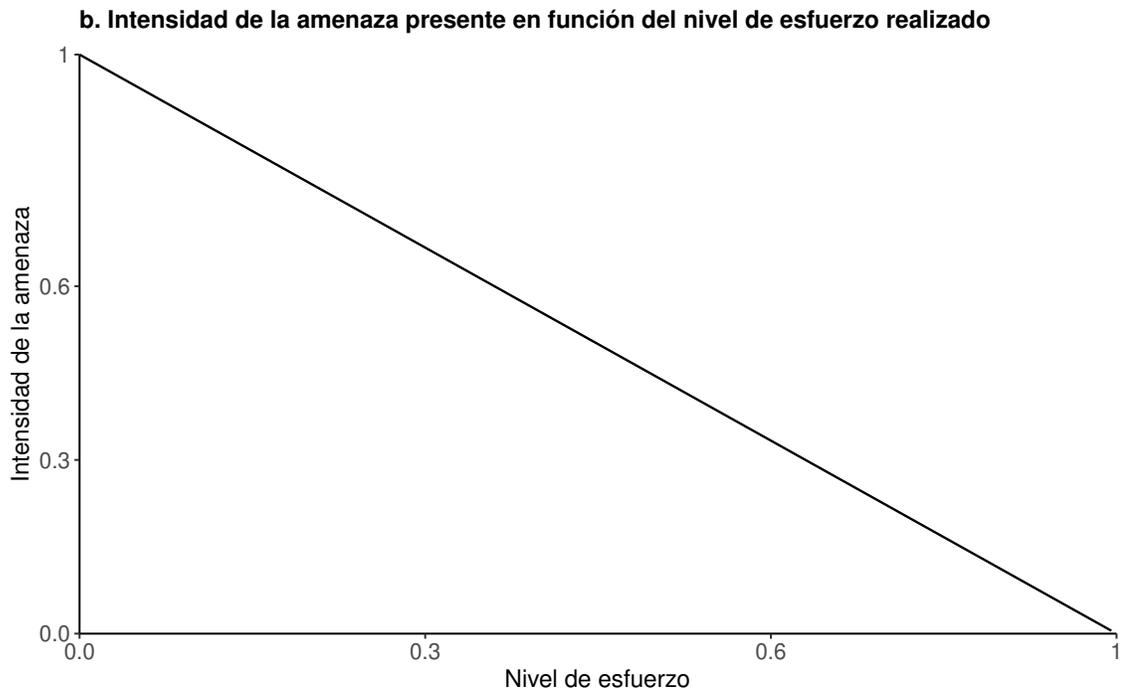
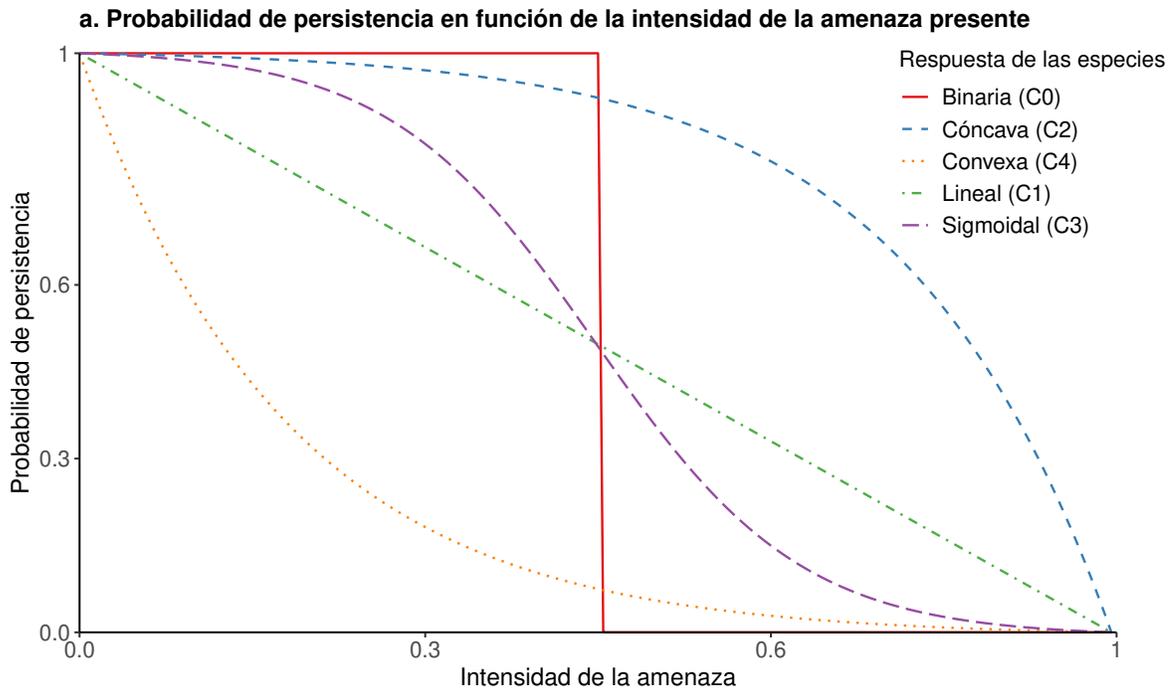


Figura 2.1: Representación gráfica de la probabilidad de persistencia de las especies considerando las cinco curvas de respuestas en función de la intensidad de la amenaza (a) y de la intensidad de la amenaza presente en alguna unidad de planificación en función del nivel de esfuerzo realizado (b).

Ejemplo Una especie caracterizada por una curva de respuesta con forma cóncava (C2) demuestra que, con la presencia de niveles bajos de intensidad de la amenaza, su probabilidad

de persistencia se mantiene cercana a 1. Sin embargo, a partir de una intensidad de la amenaza equivalente a 0.6 la probabilidad de persistencia decae de forma abrupta hasta llegar a 0 cuando la amenaza está presente en el máximo grado de intensidad. Esto quiere decir que esta especie es resistente y/o poco sensible a la amenaza ya que requiere que la amenaza esté presente en un grado elevado para disminuir considerablemente su probabilidad de persistencia asociada.

Por añadidura, se asume una relación lineal negativa entre el nivel de amenaza restante y el nivel de esfuerzo realizado para cada acción de conservación. Este supuesto se basa en dos consignas fundamentales para el marco conceptual y está representado en la Figura 2.1(b). El primero reposa sobre el hecho de que se asume que todas las amenazas presentes en la cuenca están al nivel más alto posible antes de ser tratadas. El segundo supuesto complementa al enunciado anteriormente y se basa en que, si se decide no realizar ninguna acción en contra de alguna amenaza, las especies afectadas perecerán de cada unidad de planificación involucrada. Asimismo, cuando se trate una amenaza usando el máximo nivel de esfuerzo posible, se erradicará completamente dicha amenaza del sitio en cuestión.

Por extensión de lo anterior, se propone una relación transitiva entre cada acción y la probabilidad de persistencia de las especies. Esta última considera las específicas respuestas de las diversas especies, frente a las diferentes acciones de preservación ecológica emprendidas. Esta dimensión metodológica afecta positivamente el nivel de esfuerzo asignado a cada acción, así como la probabilidad de persistencia y supervivencia de las especies estudiadas, en una unidad determinada de planificación. En ese sentido, se busca estudiar en qué medida las diferentes y particulares respuestas -a las acciones emprendidas- de esas especies pueden afectar sustantivamente el costo total del manejo y control de las amenazas que influyen sobre la vida de las especies y su entorno físico. Luego, el aporte en la probabilidad de persistencia de las especies, y desde ahora también llamado beneficio ecológico, depende directamente del tipo de forma de la curva de respuesta frente a la acción de conservación. Adicionalmente, por asumir que todas las amenazas presentes se encuentran en un nivel alto de intensidad, se puede decidir a partir de la curva de respuesta qué nivel de esfuerzo conviene asignar a cada acción para combatir la amenaza, sea esta de origen natural o humano.

En este trabajo se exploran cinco tipos de respuestas de parte de las especies amenazadas, siendo cuatro de ellas continuas y una quinta dicotómica. Estas relaciones entre los niveles de esfuerzos realizados y la probabilidad de persistencia de las especies se ilustran en la Figura 2.2. Cabe destacar que dichas relaciones son directas consecuencias de las relaciones postuladas en las Figuras 2.1(a) y 2.1(b). Es así como la quinta curva admite una respuesta binaria por parte de las especies (C0) e incorpora exclusivamente dos niveles de esfuerzo, dos niveles de costos y dos niveles de beneficio ecológico. En donde, para cada respectivo caso, adquiere un valor mínimo igual a cero o un valor máximo igual a uno, siendo estas las cotas inferior y superior en cada unidad de planificación [Arponen et al., 2005, Carwardine et al., 2009].

Resulta pertinente consignar una breve explicación de cómo deben ser interpretadas las respuestas por parte de las especies a través de curvas continuas, las cuales permiten escoger qué grado e intensidad de esfuerzo debe ser llevado a cabo, para cada acción específica. A su vez, la facultad de poder elegir un nivel específico de intensidad produce un beneficio

continuo diferente para cada decisión, expresado por un valor asociado a la probabilidad de persistencia de la especie. En particular, se asume que si una amenaza presente en una unidad de planificación no es tratada oportunamente, las especies afectadas por ella se extinguen en aquel sitio al no percibir ninguna mejora en su probabilidad de persistencia local.

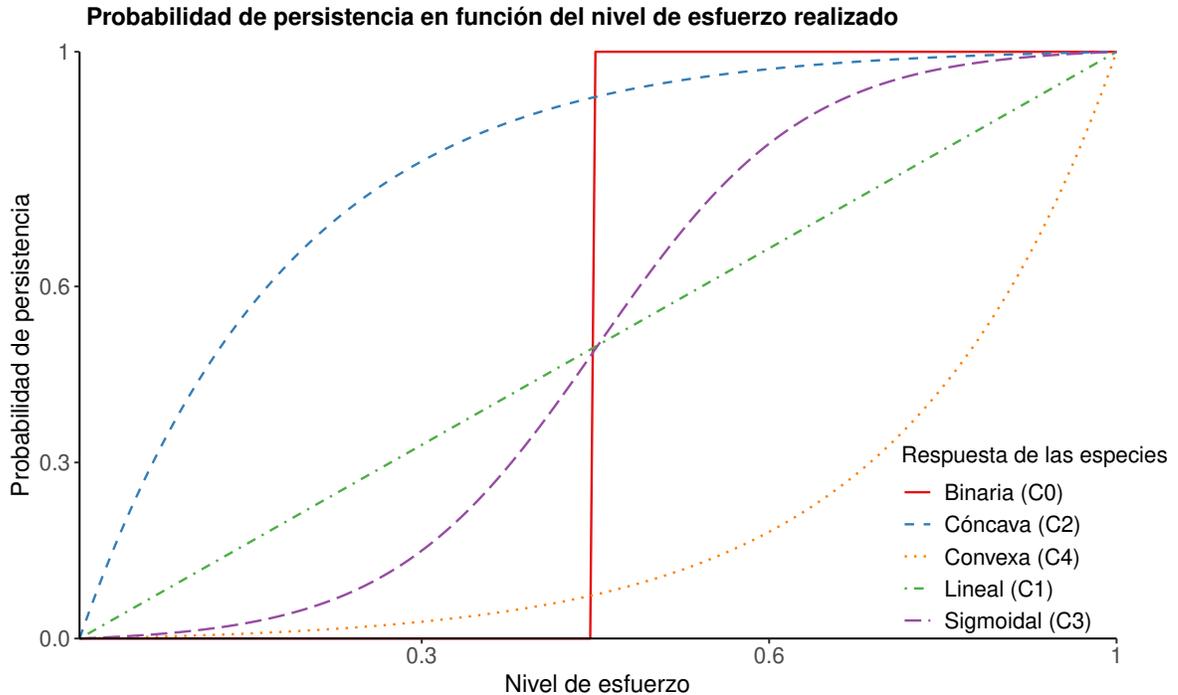


Figura 2.2: Representación gráfica de la probabilidad de persistencia de las especies considerando las cinco curvas de respuesta, en función del nivel de esfuerzo escogido para ser realizado en alguna unidad de planificación.

Consecuentemente, se consideraron cuatro curvas continuas, correspondientes a las respuestas concretas de las especies analizadas. La primera vendría siendo la “lineal” (C1), representando una respuesta lineal de la probabilidad de persistencia, a medida que se aumenta el nivel de esfuerzo escogido. La segunda curva es la “cóncava” (C2), forma a través de la cual se presenta a las especies menos sensibles a las amenazas que ponen en riesgo su prevalencia. Particularmente para este tipo de especies, se puede garantizar una probabilidad de persistencia alta realizando un mínimo esfuerzo por eliminar las intensidades más altas de la amenaza. En otras palabras, para menores valores de esfuerzo, éstas manifiestan un crecimiento acelerado del beneficio ecológico; por otro, para los siguientes valores de niveles de esfuerzo, tienen un crecimiento apenas perceptible. A continuación figura la tercera curva, que es la correspondiente a la función “sigmoide” o “sigmoidal” (C3), la cual postula un escenario en donde las especies son resistentes a la acción para bajos niveles de intensidad, es decir, demuestran un lento crecimiento de su probabilidad de persistencia hasta pasado un cierto nivel de esfuerzo, donde se tornan más sensibles a los cambios en el esfuerzo realizado. Esto último se demuestra a través de un pronunciado crecimiento de su probabilidad de persistencia, a medida que se incrementa el nivel esfuerzo de la acción de conservación ejercido. En último lugar, figura una curva de respuesta “convexa” (C4), que representa especies más

sensibles a cualquier tipo de amenaza. Por lo tanto, guiado por la intuición, se constata que se incentiva al modelo a escoger prácticamente las mismas acciones para combatir una amenaza que en el caso binario (C0). Fundamentalmente, esto ocurre puesto que no hay un aporte significativo en términos de probabilidad de persistencia hasta asignar el nivel máximo de esfuerzo, el cual se verifica cuando adquiere un valor igual a uno.

En breves términos, podría afirmarse que, para obtener un beneficio ecológico puntual o específico se pueden necesitar niveles de esfuerzo muy diferentes, dependiendo de la curva de respuesta asignada a la especie amenazada.

Ejemplo Para conseguir un valor de la probabilidad de persistencia comprendido entre cero y uno, en este caso 0.7, se otorgará un menor nivel de esfuerzo en la unidad de planificación a las especies con respuesta de tipo cóncava o sigmoideal, antes que una con respuesta lineal o convexa.

Por simplicidad, se asume que la función de costos de la realización de las acciones de conservación será lineal [Santika et al., 2015], y estará directamente relacionada con el nivel de esfuerzo designado a cada acción.

2.2. Enfoque del problema de gestión de esfuerzos orientado a multi-acciones de conservación

Con el propósito de enfrentar la problemática en cuestión, la cual corresponde a la idea de cómo generar un plan de gestión de niveles de esfuerzos óptimos para acciones simultáneas de conservación, se procede a llevar a cabo un modelo de optimización entero mixto, a través del cual se logra una resolución en donde las especies amenazadas en la cuenca pueden ser preservadas. Este modelo será llamado desde ahora en adelante “problema de gestión de esfuerzos orientado a multi-acciones de conservación”, el cual será explicado detalladamente luego de aclarar ciertas nociones preliminares.

En particular, el objetivo fundamental del modelo es el de determinar los niveles de esfuerzos óptimos y más eficientes para cada acción, en cada unidad de planificación, minimizando el costo de implementación del plan de gestión y asegurando el cumplimiento de niveles ecológicos de supervivencia preestablecidos.

Asimismo, se le exige a la solución algunos requerimientos espaciales mínimos, tales como la conexión de unidades seleccionadas y de acciones realizadas. Aquello con la finalidad de reducir el riesgo de propagación de las amenazas [Cattarino et al., 2015] y para obtener planes más funcionales y atractivos para ser llevados a cabo. Resulta pertinente aclarar que, para permitir la realización de una acción de conservación, se debe proceder previamente al monitoreo de la unidad de planificación en donde se quiere aplicar la acción. Este requerimiento se origina en el hecho que, para saber si la amenaza existe en dicho sitio, y para identificar con qué nivel de intensidad está presente, se debe monitorear con anticipación la unidad de planificación.

Los conjuntos fundamentales del problema serán el conjunto I de todas las unidades de planificación del área de estudio, y por lo tanto, definiendo N_u como el número total de unidades, su índice asociado resultaría $i \in \{1, \dots, N_u\}$. En segundo lugar, el conjunto S de todas las especies (N_s) presentes en la cuenca que se desea trabajar tiene un índice $j \in \{1, \dots, N_s\}$. Adicionalmente, al conjunto de las amenazas H, se le asocia un índice $h \in \{1, \dots, N_k\}$. Asimismo, se propone un conjunto K expresando el total de acciones posibles (N_k), -directamente asociadas a cada amenaza- que tiene un índice $k \in \{1, \dots, N_k\}$. En último lugar, el conjunto de los niveles de esfuerzos N, que tiene un propio índice $n \in \{1, \dots, N_e\}$, representa el número total N_e de esfuerzo posibles.

En otro orden de ideas, existen conjuntos secundarios que complementan la modelización del problema. En primer lugar está el subconjunto $I_s \subseteq I$, que define todas las unidades de planificación, en donde se encuentra presente la especie indexada a través de s. En segundo lugar, el subconjunto $K_i \subseteq K$ reúne las acciones posibles en la unidad de planificación i. Cabe señalar que este subconjunto de acciones posibles en la unidad i está fundado en dos elementos: por un lado, la necesaria presencia de la amenaza asociada a la acción k en aquella unidad i; y por otro, la necesidad de al menos una especie afectada por la amenaza en cuestión. Finalmente, el subconjunto $K_s \subseteq K$ que representa las acciones de conservación pudiendo aportar a la especie s. Es decir, que internamente incorpore la sensibilidad de la especie frente a sus amenazas, y entonces, asocie a cada amenaza, su acción complementaria.

Por otra parte, se asume que cuando cada especie está presente en una unidad de planificación, la especie habita en toda la extensión de aquella subdivisión de territorio. Esto implica que hay unidades contando con una mayor cantidad de kilómetros cuadrados poblados que otras. Es decir, que hay zonas en donde existen mayores incentivos a realizar acciones de conservación; no obstante, a dichos sitios se les debe asociar un costo más alto. En efecto, cada subdivisión cuenta con un área de superficie característica α_i en kilómetros cuadrados. Estas ideas se pueden sumar al marco conceptual agregando este elemento intrínseco a cada unidad de planificación.

Para la formulación del problema resulta beneficioso utilizar niveles de esfuerzos discretos y, sin perder la generalidad, se definen cuatro grados: uno de esfuerzo nulo; otro de esfuerzo bajo -correspondiente a un 33 % del total-; otro esfuerzo de valor intermedio, con un valor de 66 % del total; y, finalmente, un nivel alto de esfuerzo, que refleja un 100 % del esfuerzo posible. Esta simplificación está acompañada de un claro sentido práctico, ya que es sumamente complicado obtener curvas de respuestas continuas, y, porque además, requiere copulativamente de un mayor trabajo de recopilación previo. En otras palabras, con una menor cantidad de niveles, se vuelve más atractivo para ser empleado, pues requiere una menor cantidad de datos y simplifica el problema.

Con lo anterior previamente definido, se presentan las curvas de respuestas para cada especie s frente a la acción k con el nivel de esfuerzo n por medio del vector $r_{k,s}^n$. Para cada grupo de coordenadas (k, s, n) , se asigna un valor de probabilidad de supervivencia asociado al tipo de curva tomado en consideración y es ilustrado en la Figura 2.2. Por simplicidad, se entiende que para un nivel de esfuerzo nulo, se asume una probabilidad de persistencia nula, es decir igual a 0%. Siguiendo la misma lógica, para un nivel de esfuerzo máximo e igual a uno, se asume una probabilidad de supervivencia del 100%. Lo anterior se debe a que se

presupone que existe una acción adecuada para erradicar cada amenaza -en su totalidad- de la unidad de planificación.

Para concretar esta operación se emplean dos tipos de costos en los cuales se usa el área como subrogado de su magnitud, con el propósito de acercarse de alguna forma a sus valores reales. El primero, que tiene que ver con el costo de monitoreo c_i , y el segundo, el costo $c_{i,k}^n$ que corresponde al respectivo nivel de esfuerzo n para cada acción k realizado en la unidad de planificación i . Para estos dos elementos se asume que, cuanto mayor es el área a monitorear o tratar, mayor es el costo asociado.

En concreto, para una intervención de un nivel de esfuerzo nulo se asocia un costo igual a cero; para el nivel bajo, un 33 % del área α_i ; luego para el nivel intermedio, se le asocia un 66 % del área α_i ; finalmente para el nivel alto, se le asocia el total del área de la superficie α_i a su costo de realización. Para ajustarlo levemente a los costos reales y a la relación existente entre los diferentes costos involucrados, el costo del monitoreo c_i se redujo a un valor de un 20 % del área de superficie α_i .

Los tres parámetros que serán enunciados a continuación cuentan con un potencial interés de ser modificados a lo largo del trabajo, con el propósito de obtener respuestas distintas del modelo, y así descubrir los diferentes efectos de mayor preservación y mayor conectividad. El primero es T_s , está medido en kilómetros cuadrados y determina, para cada tipo de especie s , un objetivo ecológico de preservación. Este objetivo establece que a la especie de tipo s , se le debe asegurar cierta cantidad de superficie en la cuenca contando con una supervivencia cercana a uno, a menos que esté presente en un área de ocupación menor a su objetivo. En ese caso, el modelo procede a salvar todo el área de la cuenca en dónde esté presente la especie en cuestión, y además, decide poner en marcha todas las acciones de conservación -en dicha zona- al mayor esfuerzo posible.

A modo de complemento figuran los parámetros de penalización por fragmentación del monitoreo β_u y de las acciones β_a , que cumplen con la finalidad de exigir una mayor o menor conectividad al modelo. Por un lado, se presenta aquel que está asociado a la conectividad estructural del monitoreo en las unidades de planificación [Urban and Keitt, 2001], también llamado parámetro de conectividad global. Por otro lado se emplea aquel que, por cada tipo de acción, provoca una mayor conectividad para poder agrupar los esfuerzos en territorios adyacentes, al cual se le atribuye el nombre de parámetro de conectividad de acciones.

En último lugar, para colaborar con la debida funcionalidad de los parámetros de conectividad, se agrega el parámetro $d_{i,j}$. Éste se define como la distancia a lo largo de la red de drenaje entre todas las unidades i y j , considerando que ambas pertenezcan al conjunto I . Su incorporación tiene como objetivo el poder generar diferencias entre unidades que estén adyacentes, de aquellas que estén lejanas entre ellas. Con ello se podrá penalizar al modelo en mayor grado cuando se decida no conectar dos unidades cercanas, y disminuir su penalización a medida que las unidades estén más distanciadas.

2.3. Formulación del MIP para el problema de gestión de esfuerzos orientado a multi-acciones de conservación

A continuación, se presenta el modelo MIP para el problema de gestión de esfuerzos destinado a desarrollar multi-acciones de conservación. Dentro de este se definen tres variables de decisión que permiten resolver la problemática. En primer lugar, $x_{i,k}^n$ designa una variable binaria que determina si se realiza -o no- una acción k en contra de la amenaza asociada, en la unidad de planificación i y en el nivel de intensidad n . Esta variable toma el valor igual a uno, si se selecciona la acción, o bien adopta el valor cero, en el caso contrario. En segundo lugar, la variable binaria w_i es la que indica si la unidad de planificación i es seleccionada para ser monitoreada, y por ende para ser parte de la reserva; ésta adquiere un valor igual a uno si se selecciona, y cero en el caso contrario. En tercer lugar, la variable auxiliar $F_{i,s}$ determina el grado de aporte a la probabilidad de supervivencia de la unidad i a la especie s ; solo pudiendo tomar un valor distinto de cero cuando no existen acciones de conservación posibles en dicho sitio.

$$\min \sum_{i \in I} w_i c_i + \sum_{i \in I} \sum_{k \in K_i} \sum_{n \in N} x_{i,k}^n c_{i,k}^n + \beta_u \sum_{i \in I} \sum_{\substack{j \in I: \\ \exists d_{i,j} > 0}} w_i (1 - w_j) \frac{1}{d_{i,j}^2} \quad (2.1)$$

$$\text{s.a.} \quad \sum_{n \in N} x_{i,k}^n = w_i, \quad \forall k \in K_i, \forall i \in I \quad (2.2)$$

$$\sum_{n \in N} x_{i,k}^n = 0, \quad \forall k \notin K_i, \forall i \in I \quad (2.3)$$

$$\sum_{i \in I_s} \sum_{k \in K_i} \sum_{n \in N} \frac{x_{i,k}^n r_{k,s}^n \alpha_i}{\sum_{k \in K_i} r_{k,s}^{N_e}} + \sum_{\substack{i \in I_s: \\ |K_i|=0}} F_{i,s} \alpha_i \geq T_s, \quad \forall s \in S \quad (2.4)$$

$$w_i \in \{0, 1\}, \quad \forall i \in I \quad (2.5)$$

$$x_{i,k}^n \in \{0, 1\}, \quad \forall i \in I, \forall k \in K, \forall n \in N \quad (2.6)$$

$$F_{i,s} \in [0, 1], \quad \forall i \in I_s, \forall s \in S \quad (2.7)$$

Posteriormente, se procede a dar una explicación de cada una de las distintas partes de esta formulación. Primero, está la función objetivo (2.1) que busca la minimización simultánea de tres elementos específicos. Esta contempla, por un lado, la suma de los costos totales del monitoreo de las unidades de planificación y, por otro lado, la suma de los costos asociados a la realización de todas las acciones de conservación; en último lugar, considera la suma de las penalizaciones por causa de la fragmentación entre unidades monitoreadas. Estos tres elementos se pueden reagrupar en dos funciones, una que tiene directa relación con los costos reales del plan de gestión realizados; y la otra, que está relacionada con la fragmentación de unidades en la solución. Esta última tiene un impacto en la función objetivo que incentiva al modelo a privilegiar soluciones menos fragmentadas, pero más costosas en cuanto a los costos observables. Sin embargo, este factor promueve la búsqueda de soluciones más prácticas, desde un punto de vista de la implementación y del medio ambiente. Esta segunda función se asocia a lo que se llama una restricción blanda, que puede ser interpretada como una relajación de Lagrange. A diferencia de una restricción dura, ésta puede ser violada, pero

como contrapartida tiene una penalización asociada y ponderada por un multiplicador de Lagrange, en este caso llamado β_u . De esta forma, la optimización llega a un equilibrio entre las dos fuerzas, el cual puede ser alterado por medio del peso que se le dé a la restricción blanda.

En términos más precisos, este elemento asociado a la fragmentación tiene un valor de penalización diferente a cero, cuando una unidad j en la cercanía de otra unidad i no son monitoreadas simultáneamente. Con respecto a las variables de decisión, cabe señalar que su composición no es lineal, y que su proceso de tratamiento será abordado en el siguiente apartado. Asimismo, esta función está dividida por la distancia al cuadrado entre las unidades comparadas [Billionnet, 2013], para poder añadir una distinción entre las unidades próximas y aquellas que figuran más lejanas, castigando así con mayor intensidad a los casos en que no se monitorean unidades adyacentes. Ambas funciones enunciadas pueden ser evaluadas para cada solución (w, x, F) del problema. Por lo tanto, para darle mayor claridad a la formulación se puede reescribir de la siguiente forma:

$$\min \quad CT(w, x, F) + PU(w, x, F) \quad (2.8)$$

Con respecto a la restricción (2.2), se busca relacionar las variables de decisión w_i y $x_{i,k}^n$, en los escenarios en que las acciones son efectivamente realizables en la unidad i . Esto se explica ya que la suma de los esfuerzos realizados en dicho sitio será igual al valor de la variable w_i . Por lo tanto, cuando se decida monitorear la unidad de planificación, se tendrá que escoger un nivel de esfuerzo exclusivo. Para el caso contrario, la variable $x_{i,k}^n$ deberá ser nula para todos sus niveles de esfuerzo. En ese sentido, también se restringe a la variable $x_{i,k}^n$ pues existe la posibilidad de que adquiera el valor de uno solamente a un nivel de esfuerzo específico por cada acción, siendo éste el segundo objetivo de esta restricción.

Por añadidura, la restricción (2.3) permite asegurar que no se ejecuten acciones -con ningún nivel de esfuerzo- en ninguna de las unidades de planificación en donde no sea factible realizarlas.

La labor de la restricción (2.4) es la de garantizar el fiel cumplimiento de los objetivos ecológicos de supervivencia de cada una de las N_s especies concernidas por el problema. Estos objetivos están representados por una superficie de kilómetros cuadrados, la cual propone una probabilidad de persistencia de la especie cercana a 1. En su composición, se pueden distinguir dos factores; uno atribuido a las acciones realizadas, y otro atribuido a las zonas monitoreadas libres de amenazas para la especie. Se designará por beneficio ecológico $B_{i,s}$ el aporte para la probabilidad de persistencia para la especie s en la unidad i [Auerbach et al., 2014]. De forma explícita se obtiene:

$$B_{i,s} = \sum_{k \in K_i} \sum_{n \in N} \frac{x_{i,k}^n r_{k,s}^n}{\sum_{k \in K_i} r_{k,s}^{N_e}}, \quad \forall i \in I_s, \forall s \in S \quad (2.9)$$

Se puede observar que esta expresión está dividida por una sumatoria de parámetros $r_{k,s}^{N_e}$. En particular, se puede apreciar que están evaluados en el nivel de esfuerzo igual a N_e , que expresa el nivel máximo de intensidad. Por lo tanto, ese denominador representa el aporte

máximo posible para la probabilidad de persistencia de la especie s en la unidad i . Por consiguiente, se produce un ratio entre la cantidad aportada por las acciones realizadas, y el mayor aporte posible, localmente. Al dividir por ese término, se asegura que el nivel de representación de una especie en una unidad de planificación sea proporcional al esfuerzo necesario para eliminar completamente todas las amenazas que están afectando la especie.

Ejemplo Suponiendo que hay cuatro acciones posibles en una unidad de planificación i con un área de superficie igual a 100 km^2 , es decir $\alpha_i = 100$, donde se asume un escenario con una curva de respuesta lineal $r_{k,s}^n$ por parte de todas las acciones. En el caso que se decida realizar exclusivamente una acción con un nivel de esfuerzo igual a uno, entonces, $B_{i,s} \times \alpha_i = \frac{1}{4} \times 100 = 25$.

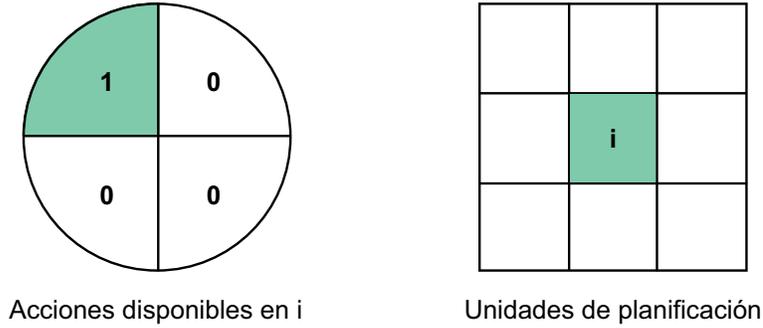


Figura 2.3: Representación gráfica de la situación presentada en el ejemplo, considerando una unidad i y realizando una única acción de conservación en el nivel máximo de esfuerzo.

En la restricción (2.4), este beneficio ecológico se multiplica por la superficie en área α_i de la unidad de planificación, con el fin de generar una porción de superficie libre de amenazas con una probabilidad de persistencia próxima a 1 para la especie s . Es así como ambos elementos multiplicados conforman el primer factor de la restricción. Cabe señalar que para llegar a dicho término específico se debe sumar el aporte total en todas las unidades de planificación en donde se pueden realizar acciones de conservación, es decir, $\forall i \in I : |K_i| > 0$. Por lo tanto, la restricción (2.4) se puede reescribir de la siguiente forma:

$$\sum_{\substack{i \in I_s: \\ |K_i| > 0}} B_{i,s} \alpha_i + \sum_{\substack{i \in I_s: \\ |K_i| = 0}} F_{i,s} \alpha_i \geq T_s, \quad \forall s \in S \quad (2.10)$$

Finalmente, las restricciones (2.5), (2.6) y (2.7) son aquellas que describen la naturaleza de las variables de decisión, y además, demuestran los índices en los que éstas son válidas.

2.4. Linealización de la función objetivo

Resulta pertinente destacar que algunas dificultades se presentan cuando nace la idea de agregar objetivos de orden espacial en el diseño de las reservas ecológicas, a través del cual se logre incentivar un monitoreo que esté más conectado en la cuenca. En efecto, algunas

extensiones requieren añadir expresiones cuadráticas en la función objetivo de estos problemas lineales. Esto genera problemas inmediatos dado que la función objetivo se vuelve no lineal con respecto a sus variables de decisión. La linealización de dichos términos cuadráticos resulta ser la mejor y más apropiada opción para corregir este inconveniente, tanto como para permitir la utilización del modelo MIP, orientado a resolver el problema en cuestión.

En la función objetivo (2.1) se puede apreciar la expresión $CT(w, x, F)$ lineal, relacionada a los costos observables, con respecto a sus variables de decisión, y, por otro lado, la expresión $PU(w, x, F)$ cuadrática con respecto a sus variables de decisión, y asociada a la penalización de costos por seleccionar unidades no adyacentes. Esto es más claro si se desarrolla la expresión $w_i(1 - w_j)/d_{i,j}^2$ a la forma $w_i/d_{i,j}^2 - w_iw_j/d_{i,j}^2$. Como ambas variables son binarias, el término cuadrático puede ser linealizado agregando una nueva variable de decisión $z_{i,j}$ e implementando los dos tipos de restricciones siguientes [Beyer et al., 2016]:

$$z_{i,j} - w_i \leq 0, \quad \forall i, j \in I : \exists d_{i,j} > 0 \quad (2.11)$$

$$z_{i,j} - w_j \leq 0, \quad \forall i, j \in I : \exists d_{i,j} > 0 \quad (2.12)$$

$$z_{i,j} \in \{0, 1\}, \quad \forall i, j \in I : \exists d_{i,j} > 0 \quad (2.13)$$

Las restricciones (2.11) y (2.12) acotan superiormente a la nueva variable $z_{i,j}$, lo que conlleva a que si alguna de las variables w_i o w_j se anula, entonces, $z_{i,j}$ también tendrá que hacerlo. Por consecuencia, para que la nueva variable $z_{i,j}$ adquiera el valor de uno, las otras dos variables también deben tomar el mismo valor. Por otra parte, la restricción (2.13) le otorga la naturaleza a la nueva variable y, con ello, también puede hacer parte del MIP sin tener problemas de recorrido.

Es pertinente precisar que los cambios expuestos anteriormente cumplen con su función requerida, la de linealizar la función objetivo. Sin embargo, esto ocurre dado el hecho de que están siendo agregados a una minimización con un término cuadrático negativo. Ciertamente, de tratarse de una maximización o de un término cuadrático positivo -dependiendo de los casos-, podría surgir la necesidad de agregar un nuevo tipo de restricción [Billionnet, 2007]. Este elemento añadido asegura que la nueva variable $z_{i,j}$ sea exactamente igual a uno, sólo cuando tanto w_i como w_j también lo sean. En el caso del problema actual, no es necesario forzar al modelo para que la variable $z_{i,j}$ sea mayor que un valor específico, ya que esto es impuesto por la minimización en sí misma.

Para aportar al mayor entendimiento de la modelación y darle mayor robustez a los escenarios en donde éste modelo pueda ser utilizado, a continuación se deja explicitada dicha restricción.

$$z_{i,j} - w_i - w_j \geq -1, \quad \forall i, j \in I : \exists d_{i,j} > 0 \quad (2.14)$$

A modo de recapitulación, podemos consignar que linealizar cada término cuadrático implica agregar una variable nueva e implementar dos restricciones asociadas. Es decir que en el peor escenario posible, considerando N_u unidades de planificación, ésto puede resultar siendo un aumento en $N_u(N_u - 1)$ variables de decisión y $2N_u(N_u - 1)$ restricciones al modelo actual. No obstante, cada vez que la distancia $d_{i,j}$ adquiera un valor tan alto que la unidad j pueda dejar de ser considerada en la vecindad de la unidad i , los incrementos en variables

de decisión y restricciones mencionados previamente podrán ser menores [Beyer et al., 2016]. Esto también puede suceder si es que se decide, por algún otro motivo, eliminar las relaciones de vecindad entre unidades de la cuenca.

2.5. Extensión del modelo MIP incorporando conectividad de las acciones

Como se ha podido observar, el modelo actual cumple con los requerimientos elementales del problema, pues incorpora tanto los costos observables, como el cumplimiento de los objetivos ecológicos y penaliza cuando no se monitorean dos unidades que estén en una misma vecindad. Sin embargo, por motivos similares a los que buscan la funcionalidad espacial de las unidades, también se desea concentrar las acciones de conservación en ciertas zonas. Esto debido a que se logra obtener ahorros logísticos, así como una facilitación de la implementación de las acciones, si es que están conectadas. En efecto, puede llegar a ser extremadamente complicado realizar acciones en pequeñas unidades de planificación muy distantes entre sí. En ese sentido, sería muy útil desde un punto de vista práctico, el pensar en reunir las acciones implementadas dentro de las unidades de planificación seleccionadas, teniendo en cuenta los objetivos ecológicos y las distribuciones de las especies. Está demostrado, a través de Marxan con zonas, que existen -adicionalmente- otros beneficios de la incorporación de acciones conectadas, para resolver diversos casos de estudio [Watts et al., 2009].

Es importante manifestar que la formulación en cuestión busca obtener los niveles de esfuerzos óptimos; razón por la cual hay que considerar aquello para la formulación de una nueva restricción blanda en la función objetivo. Esta nueva restricción se caracteriza por agregar una penalización, por cada una de las distintas acciones no realizadas, en las cercanías de otras del mismo tipo. Al agregar dicho término, se incentivará al modelo a procurar un equilibrio entre los diferentes costos, para así llegar al óptimo deseado. A continuación se expone la extensión del MIP del problema de gestión de esfuerzos para multi-acciones de conservación:

$$\min \sum_{i \in I} w_i c_i + \sum_{i \in I} \sum_{k \in K_i} \sum_{n \in N} x_{i,k}^n c_{i,k}^n + \beta_u \sum_{i \in I} \sum_{\substack{j \in I: \\ \exists d_{i,j} > 0}} (w_i - z_{i,j}) \frac{1}{d_{i,j}^2} + \quad (2.15)$$

$$\beta_a \sum_{i \in I} \sum_{\substack{j \in I: \\ \exists d_{i,j} > 0}} \sum_{k \in K_i \cap K_j} \sum_{n \in N \setminus \{0\}} x_{i,k}^n (1 - \sum_{m \in N \setminus \{0\}} x_{j,k}^m) \frac{1}{d_{i,j}^2}$$

$$\text{s.a.} \quad (2.2) - (2.7), \quad (2.16)$$

$$(2.11) - (2.13) \quad (2.17)$$

Renombrando este nuevo termino asociada a la penalización de la fragmentación de las acciones de un mismo tipo como sigue:

$$PA(w, x, F) = \beta_a \sum_{i \in I} \sum_{\substack{j \in I: \\ \exists d_{i,j} > 0}} \sum_{k \in K_i \cap K_j} \sum_{n \in N \setminus \{0\}} x_{i,k}^n (1 - \sum_{m \in N \setminus \{0\}} x_{j,k}^m) \frac{1}{d_{i,j}^2} \quad (2.18)$$

Se adapta la forma empleada el apartado anterior, realizando la transformación necesaria para obtener una forma lineal de la nueva función objetivo, con respecto a sus variables de decisión. Para linealizar la función $PA(w, x, F)$ se incorpora la variable binaria $v_{i,j,k}^{n,m}$ y se agregan las restricciones planteadas a continuación [Beyer et al., 2016]:

$$v_{i,j,k}^{n,m} - x_{i,k}^n \leq 0, \quad \forall i, j \in I : \exists d_{i,j} > 0, \forall k \in K_i, \forall n, m \in N \setminus \{0\} \quad (2.19)$$

$$v_{i,j,k}^{n,m} - x_{j,k}^m \leq 0, \quad \forall i, j \in I : \exists d_{i,j} > 0, \forall k \in K_j, \forall n, m \in N \setminus \{0\} \quad (2.20)$$

$$v_{i,j,k}^{n,m} \in \{0, 1\}, \quad \forall i, j \in I : \exists d_{i,j} > 0, \forall k \in K, \forall n, m \in N \setminus \{0\} \quad (2.21)$$

Por medio de estas restricciones se define la naturaleza de la nueva variable auxiliar y se permite linealizar la función objetivo. Así como se explicó en el apartado anterior, al tratarse de una minimización y un término cuadrático negativo, la variable auxiliar intentará tomar el mayor valor posible con el propósito de disminuir la función objetivo. Sin embargo, en el caso de utilizar esta modelación con otras condiciones diferentes y con el objetivo de asegurar el comportamiento esperado del modelo, se postula una nueva restricción adecuada a la función $PA(w, x, F)$. Esta restricción impone que la variable $v_{i,j,k}^{n,m}$ sea exactamente igual a 1 solamente cuando las variables $x_{i,k}^n$ y $x_{j,k}^m$ sean iguales a 1 simultáneamente.

$$v_{i,j,k}^{n,m} - x_{i,k}^n - x_{j,k}^m \geq -1, \quad \forall i, j \in I : \exists d_{i,j} > 0, \forall k \in K, \forall n, m \in N \setminus \{0\} \quad (2.22)$$

Producto de esta linealización se agregan, en el peor de los escenarios, $N_k N_u (N_u - 1) (N_e - 1)^2$ variables auxiliares y un total de $2N_k N_u (N_u - 1) (N_e - 1)^2$ restricciones de la forma (2.19) y (2.20), incluidas en la misma proporción. Consecuentemente, el problema de gestión de esfuerzos orientado a multi-acciones de conservación en su versión extendida y linealizada se puede reescribir de la siguiente forma:

$$\min \quad CT(w, x, F) + \beta_u \sum_{i \in I} \sum_{\substack{j \in I: \\ \exists d_{i,j} > 0}} (w_i - z_{i,j}) \frac{1}{d_{i,j}^2} + \quad (2.23)$$

$$\beta_a \sum_{i \in I} \sum_{\substack{j \in I: \\ \exists d_{i,j} > 0}} \sum_{\substack{k \in K_i \cap K_j \\ n \in N \setminus \{0\}}} (x_{i,k}^n - \sum_{m \in N \setminus \{0\}} v_{i,j,k}^{n,m}) \frac{1}{d_{i,j}^2}$$

$$\text{s.a.} \quad (2.2) - (2.7), \quad (2.24)$$

$$(2.11) - (2.13), \quad (2.25)$$

$$(2.19) - (2.21) \quad (2.26)$$

2.6. Caso de estudio: cuenca del río Mitchell, en el norte de Australia

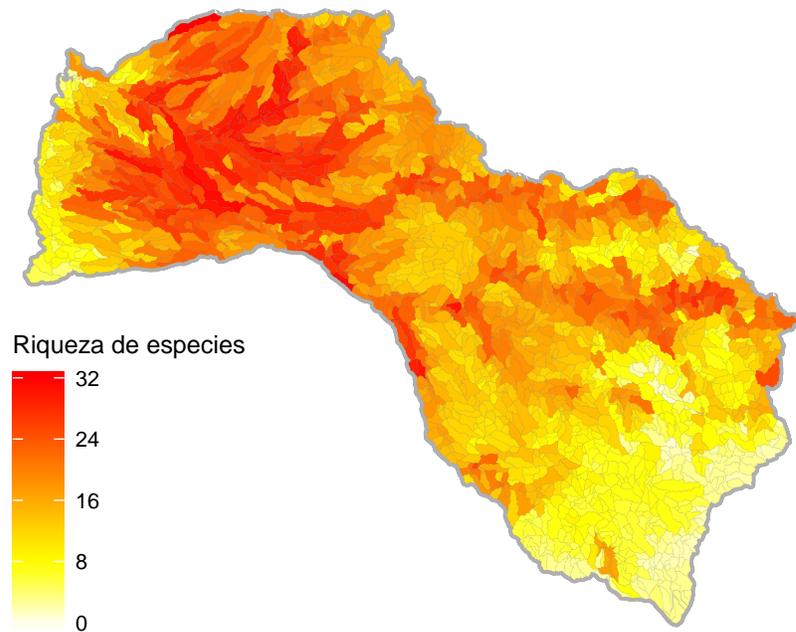
A partir de una base de datos sobre la distribución de especies acuáticas en el norte de Australia [Kennard et al., 2010], se ha generado una muestra menor alrededor de la cuenca del río Mitchell. En particular, se utiliza la muestra diseñada en Cattarino et al. [2015], en

donde se pueden obtener mayores detalles de la delimitación y creación de la base de datos. En la base de datos en cuestión se considera un área total igual a 71,630 km², la cual se divide en 2316 unidades de planificación (subcuencas hidrológicamente definidas, de 31,3 km² de área promedio y 26,8 km² de desviación estándar). Se calcula el área de ocupación de las 45 especies de peces de agua dulce que aparecen en el área de estudio. La distribución de las especies se presenta en la Figura 2.4(a) y se puede apreciar zonas de altas densidades considerando la presencia de 32 diferentes especies, así como algunas zonas vacías de especies.

Adicionalmente, se estudia la distribución espacial de cuatro importantes amenazas de la cuenca [Dudgeon et al., 2006]. Estas son la presencia de especies invasoras como el búfalo de agua (*Bubalus bubalis*) y el sapo de caña (*Bufo marinus*). Por otro lado, las otras dos amenazas son las alteraciones a nivel del río (causada por embalses, canales para extracciones de agua y bancos de diques) y el uso del suelo para pastoreo. Este último puede degradar las zonas ribereñas, que conducen a un aumento de la carga de nutrientes y sedimentos en los ríos y la consiguiente disminución de la calidad del hábitat acuático ([Hermoso et al., 2013, Pusey et al., 2011]). La distribución espacial de las amenazas mencionadas se ilustran por medio de la Figura 2.4(b).

Mapas de las distribuciones espaciales de especies y amenazas en la cuenca

a. Distribución de especies



b. Distribución de amenazas

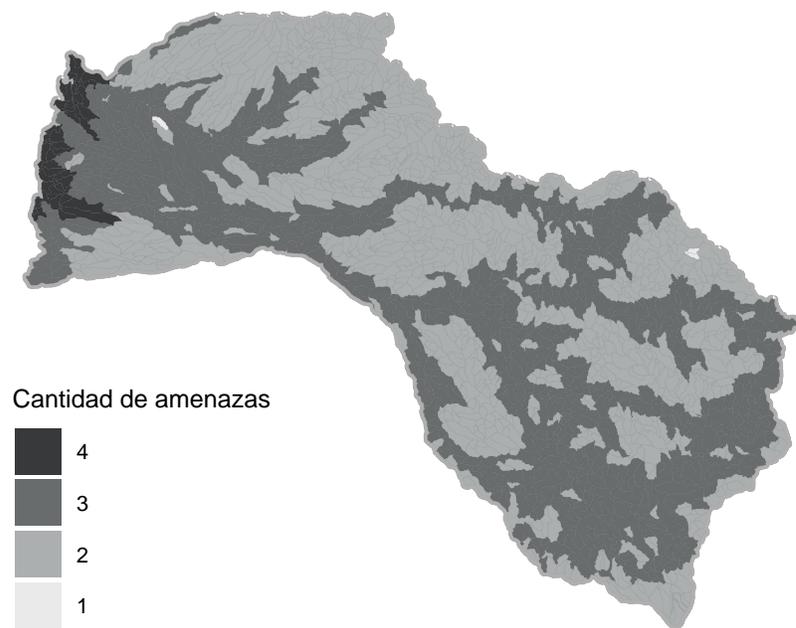


Figura 2.4: Representación gráfica de las distribuciones espaciales de las 45 principales especies de peces (a) y de las cuatro mayores amenazas (b) analizadas en el caso de estudio de la cuenca del río Mitchell, en el norte de Australia.

Debido a la disposición geográfica variable tanto de especies como amenazas se justifica el hecho de buscar una solución para enfrentar las amenazas, utilizando la optimización. Cabe destacar que, debido a la complejidad del modelo, se consideraron las conexiones existentes entre las unidades de planificación hasta un radio de tres unidades adyacentes. Dicho supuesto determina directamente la cantidad de distancias entre unidades $d_{i,j}$ incluidas en el estudio.

Consecuentemente, una acción está disponible para remediar cada amenaza específica: armas de fuego para el control de búfalos de agua; tratamiento químico o biológico para el control de sapos de caña; remoción de represas o rediseño de bancos de diques para la restauración del régimen de flujo; finalmente, programas de administración y cercado de pasturas para manejo de pastoreo. En particular, cada una de estas acciones puede ser implementada con uno de los cuatro niveles de esfuerzo $e_n \in E_n = (0, 1/3, 2/3, 1)$.

A modo de cierre, para recapitular y resumir los parámetros utilizados en el caso de estudio analizado se presenta la Tabla 2.1. En dicha tabla se puede constatar el uso de nueve objetivos ecológicos para las diferentes especies, así como el uso de siete grados de penalización por la fragmentación de acciones. Por otro lado, resulta pertinente explicitar que se puede acceder libremente a la información completa sobre las relaciones entre estas especies y las amenazas, de igual forma que la presencia de cada una en la cuenca del río Mitchell en <https://doi.org/10.6084/m9.figshare.1396588.v2> y <https://doi.org/10.6084/m9.figshare.1396587.v2>, respectivamente.

Nombre de los parámetros	Valores asignados
Costo del monitoreo en la unidad i (c_i)	$\{\frac{1}{5}\alpha_i\}$
Costo de implementación de la acción k en la unidad i para los niveles de esfuerzos E_n ($c_{i,k}^n$)	$\{0, \frac{1}{3}\alpha_i, \frac{2}{3}\alpha_i, \alpha_i\}$
Objetivo de contribución al beneficio ecológico (T_s)	$\{110, 220, 440, 880, 1760, 3520, 7040, 14080, 24160\}$ km ²
Grado de penalización por la fragmentación de las unidades (β_u)	$\{15\}$
Grado de penalización por la fragmentación de las acciones (β_a)	$\{0, 3, 7, 11, 15, 19, 23\}$
Radio entre las unidades adyacentes para ser consideradas como vecinas	$\{3\}$

Nota 1: El parámetro α_i es aquel que tiene asociado el área de cada unidad i .

Tabla 2.1: Resumen de los parámetros utilizados para resolver el problema de gestión de esfuerzos orientado a multi-acciones de conservación para el caso de estudio de la cuenca del río Mitchell.

2.7. Descripción del experimento y de los indicadores de desempeño

2.7.1. Concepción del experimento y composición de las funciones asociadas a las curvas de respuesta

Cumpliendo con el objetivo de realizar una experimentación computacional y poder comparar las diferentes formas de respuestas por parte de las especies, se divide el estudio en dos partes. Primeramente, se comparan las cinco curvas de respuestas para los nueve objetivos ecológicos expuestos en la Tabla 2.1. A continuación, se busca analizar el comportamiento de las mismas curvas de respuestas al variar el grado de penalización por la fragmentación de las acciones, explicitados previamente en la Tabla 2.1. Para ambas partes, se definen ciertas métricas para poder evaluar de forma consistente y robusta el rendimiento obtenido por cada una de las curvas de respuestas.

De esta forma y para realizar una correcta parametrización de las distintas formas de respuestas por parte de las especies, se generan funciones coherentes a los comportamientos esperados. Dichas funciones se presentan en la Tabla 2.2, y son aquellas utilizadas para modelar la relación extendida que asocia directamente un nivel de esfuerzo puntual a una probabilidad de persistencia de cada especie. En particular, debido a que cada acción subindexada con k en una unidad de planificación i puede ser realizada exclusivamente con un nivel de esfuerzo específico, la sumatoria $\sum_{n \in N} x_{i,k}^n e_n$ solo puede tomar un único valor del conjunto $E_n = (0, 1/3, 2/3, 1)$. Por lo tanto, esto último permite evaluar la función de respuesta $r_{k,s}^n$ para cada $x = \sum_{n \in N} x_{i,k}^n e_n$ mientras se respeta su debido dominio.

Tipo de curva	Función asociada $r_{k,s}^n(x)$
Binaria	0 si $x < 1$, 1 si $x = 1$
Cóncava	$\frac{1 - e^{ax}}{1 - e^a}$
Convexa	$\frac{e^{ax} - 1}{e^a - 1}$
Lineal	x
Sigmoidal	$\frac{(1 + e^{-b(x-0,5)})^{-1} - (1 + e^{0,5b})^{-1}}{(1 + e^{-0,5b})^{-1} - (1 + e^{0,5b})^{-1}}$

Nota 1: Con el objeto de simplificar la lectura se utiliza x en vez de $\sum_{n \in N} x_{i,k}^n e_n$.

Nota 2: Los parámetros a y b son constantes escogidas para dar una relación adecuada.

Tabla 2.2: Resumen de las funciones matemáticas usadas para representar las cinco formas de las curvas de respuestas de las especies, las cuales relacionan el nivel de esfuerzo escogido a una probabilidad de persistencia asociada a cada especie.

2.7.2. Definición de los indicadores y ajustes experimentales

Por añadidura, se procede a la detallada explicación de cada uno de los indicadores calculados para las dos partes de la experimentación, presentados en la Tabla 2.3. En primer lugar, la “Porción Ahorrada del Presupuesto de Salvataje Máximo” demuestra una relación entre el costo real del plan de gestión evaluado ($CT(w,x,F)$) contrastado con el máximo teórico posible (CMT). En efecto, aquel costo hipotético representa un escenario en el cuál se implementan todas las acciones de conservación posibles en el máximo esfuerzo. Indirectamente, este escenario también involucra el costo asociado al monitoreo de toda las unidades de planificación en donde sea posible realizar alguna de las acciones referidas.

Mientras tanto, el indicador llamado “Ratio de costo-beneficio” es directamente proporcional al área total protegida en el plan de acción ($AP(w,x,F)$) e inversamente proporcional al costo real del plan de gestión ($CT(w,x,F)$). Consecuentemente, genera una métrica de eficiencia comparable entre los diferentes escenarios de objetivos ecológicos y de grados de penalización. En efecto, este estadístico se puede interpretar como el área que se protege al incurrir en un costo unitario real.

Nombre del indicador	Fórmula
Costo real del plan de gestión ($CT(w,x,F)$)	$\sum_{i \in I} w_i c_i + \sum_{i \in I} \sum_{k \in K_i} \sum_{n \in N} x_{i,k}^n c_{i,k}^n$
Porción Ahorrada del Presupuesto de Salvataje Máximo ($PAPSM(w,x,F)$)	$1 - \frac{CT(w,x,F)}{CMT}$
Área total protegida en el plan de gestión ($AP(w,x,F)$)	$\sum_{s \in S} \left(\sum_{i \in I_s: K_i > 0} B_{i,s} \alpha_i + \sum_{i \in I_s: K_i = 0} F_{i,s} \alpha_i \right)$
Ratio de costo-beneficio ($RCB(w,x,F)$)	$\frac{AP(w,x,F)}{CT(w,x,F)}$
Fragmentación de la acción k ($FA_k(w,x,F)$)	$\sum_{i \in I} \sum_{j \in I: \exists d_{i,j} > 0} \sum_{n \in N \setminus \{0\}} x_{i,k}^n \left(1 - \sum_{m \in N \setminus \{0\}} x_{j,k}^m \right) \frac{1}{d_{i,j}^2}$
Grado de conectividad de la acción k ($GCA_k(w,x,F)$)	$1 - \frac{FA_k(w,x,F)}{FMTAk}$
Grado de conectividad de las acciones ($GCA(w,x,F)$)	$\frac{\sum_{k \in K} GCA_k(w,x,F)}{ K }$

Nota 1: CMT se refiere al costo máximo teórico, implementando todas las acciones posibles.

Nota 2: FMTAk se refiere a la fragmentación máxima teórica para la acción k.

Tabla 2.3: Resumen de los indicadores y de sus formulaciones explícitas utilizados para comparar las diferentes instancias durante la experimentación.

Finalmente, el estadístico referido como “Grado de conectividad de las acciones” se define

como el promedio de los respectivos grados de conectividad para cada acción k ($GCA_k(w,x,F)$), considerados en el caso de estudio en cuestión. En particular, estos se calculan por medio de una división entre la fragmentación de cada acción k ($FA_k(w,x,F)$) y la fragmentación máxima teórica para cada acción k ($FMTAk$). En concreto, el parámetro $FMTAk$ es un valor referencial máximo, calculado en un escenario hipotético en el cuál se considera una penalización por todas las conexiones existentes entre las unidades en donde se pueda implementar la acción k . Al considerarlo de esta forma, dicho parámetro sirve como punto de referencia robusto para ser comparado a través de diferentes grados de penalización por fragmentación de acciones β_a .

Ajustes experimentales El modelo MIP para el problema de gestión de esfuerzos orientado a multi-acciones de conservación, tanto como sus extensiones propuestas, se tradujeron en el lenguaje de programación C ++. Estos modelos fueron resueltos utilizando el *solver* CPLEX 12.8 con tecnología Concert y por medio de máquinas virtuales en la plataforma en línea de Google Cloud. De manera más específica, se ejecutaron en un tipo de máquina de alta memoria con un procesador escalable Intel Xeon de 3,5 GHz con 16 "*vCPUs*" y 32 GB de memoria RAM. Es pertinente aclarar que, para Google Cloud, un tal tipo de máquina se refiere a una colección particular de recursos de *hardware* virtualizados disponibles para una instancia de máquina virtual (VM). Esos recursos incluyen el tamaño de la memoria del sistema, el recuento de *CPUs* virtuales ("*vCPU*") y la capacidad máxima de disco persistente.

En concreto, el *solver* se configuró para detenerse una vez que el tiempo de ejecución alcanzara las 6 horas, o bien antes de encontrarse una solución óptima. Con el fin de mejorar el rendimiento del programa, se utilizó el pulido de soluciones ("*polishing*") a partir de las tres horas de ejecución. Por medio de esta herramienta, se pueden producir mejores soluciones en ocasiones en que resulta difícil encontrarlas. El pulido de soluciones es, en realidad, una variedad de la ramificación y corte que trabaja una vez que está disponible una solución inicial.

Capítulo 3

Resultados

3.1. Efectos de las diferentes curvas de respuestas en la eficiencia para distintos objetivos ecológicos

En función de la metodología expuesta anteriormente, se procedió a la obtención de resultados relevantes para este trabajo. En la búsqueda por entender las consecuencias del uso de las diferentes formas de las curvas de respuestas de especies peces de agua dulce, y en su consecuente costo, al variar los objetivos ecológicos, se resolvieron diversos escenarios e instancias. Aquellas contemplan nueve objetivos de supervivencia, para cada una de las cinco curvas de respuestas seleccionadas. Para la ilustración de las estadísticas encontradas, se considera una escala logarítmica para los valores de los objetivos de conservación ecológica. Esto, debido a que se consideran datos que cubren un amplia gama de valores.

Los tiempos de resolución para cada escenario se muestran en la Figura 3.1(a), donde se aprecia que no superan los 9500 segundos. Cabe, si, la excepción del caso vinculado con el objetivo mínimo de 110 km², que demoró más que el resto. Ello sucedió al tener un considerable mayor número de soluciones alternativas de cumplir el mismo objetivo, pero dado su ínfimo valor, es improbable que éste objetivo sea fijado en un plan de gestión real.

Por otra parte, para conocer la certeza y efectividad de las soluciones encontradas, con el óptimo teórico, se estudiaron los *gaps* que surgieron como producto de las resoluciones. A modo de resumen, se puede observar en la Figura 3.1(b) que mayoritariamente estos valores se situaron en torno a 1%, con un promedio de 0,95% y una desviación estándar de 0,22%.

En particular, en el objetivo de beneficio ecológico igual a 110 km², se aprecian dos únicos casos aislados y superiores al resto, para las curvas de respuestas lineal y binaria, hecho que se condice con los tiempos de resolución y con la vasta cantidad de soluciones simétricas para resolver dicho caso.

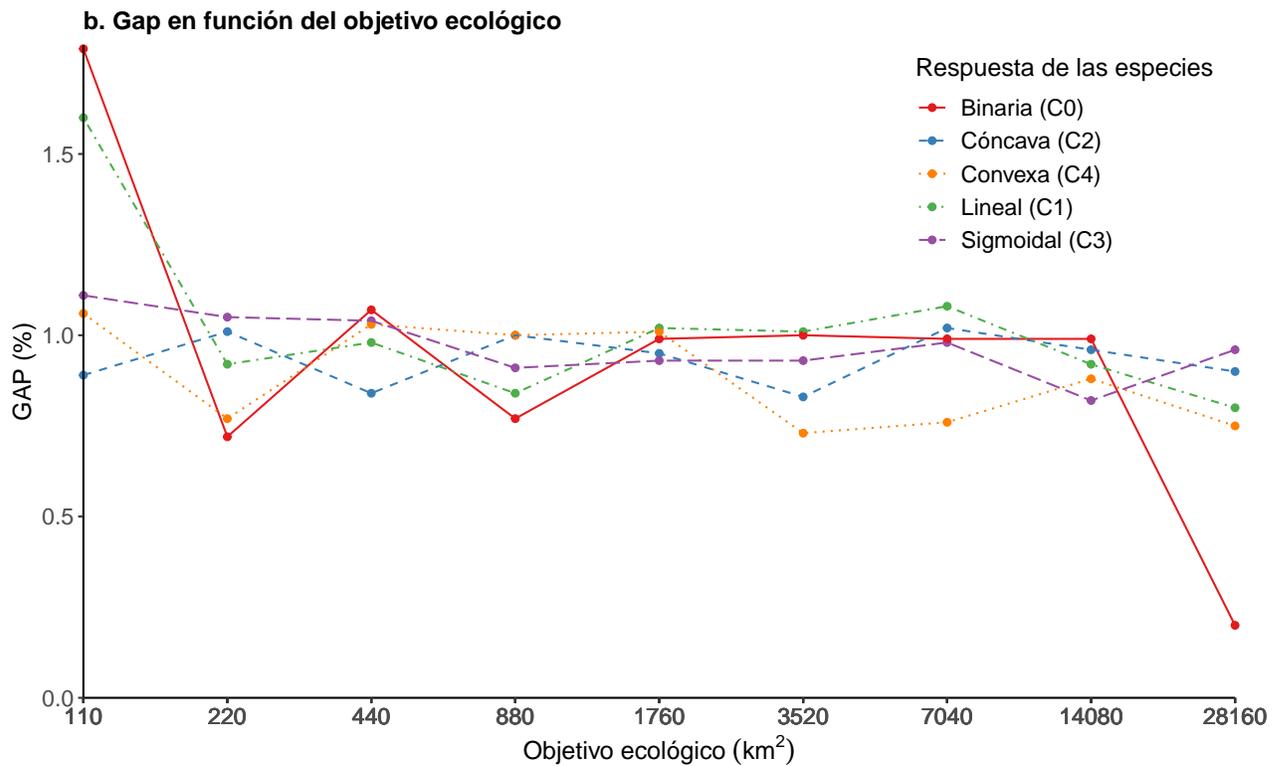
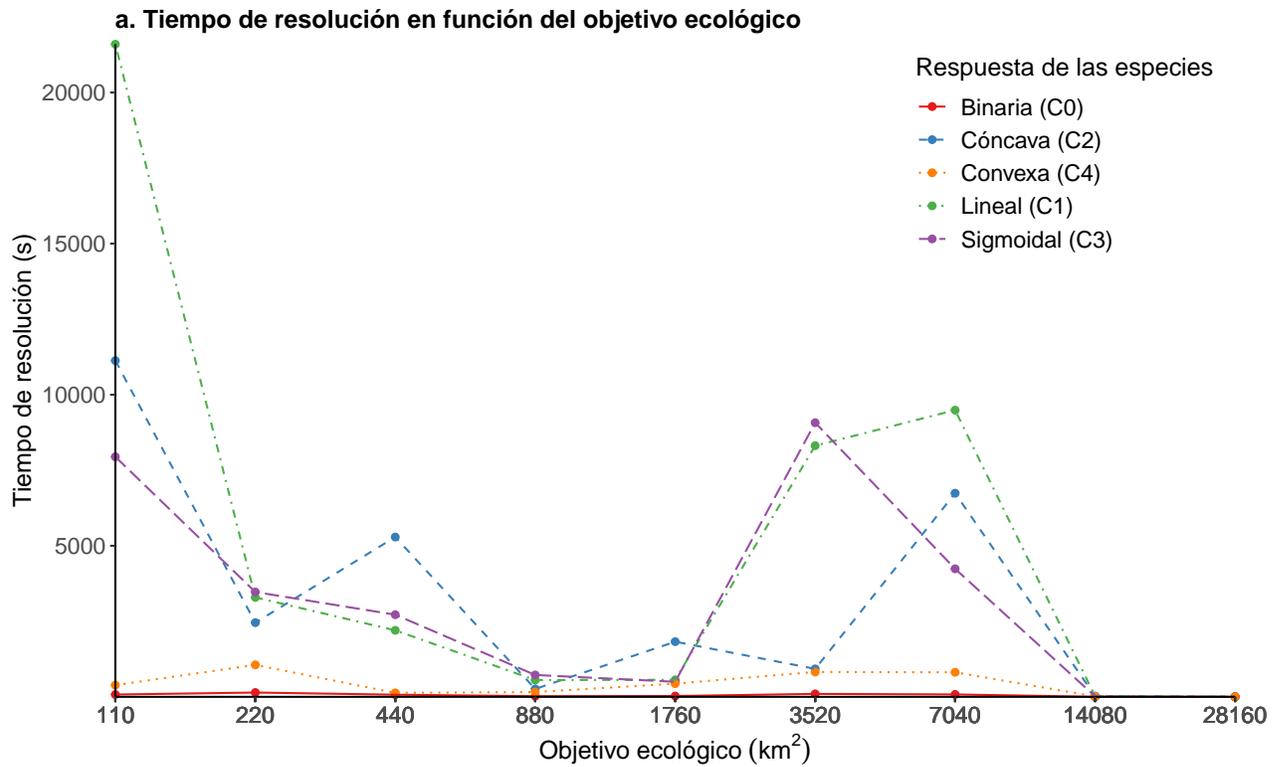


Figura 3.1: Representación gráfica de los tiempos de resolución (a) y *gaps* (b) obtenidos al resolver las instancias vinculadas a las cinco curvas de respuestas, para nueve objetivos ecológicos.

En general, el costo total asociado a cubrir los diferentes objetivos para las especies en riesgo, al considerar curvas de respuestas cóncava y sigmoideal, es menor que para la curva binaria. Este efecto es reflejado por la “Porción Ahorrada del Presupuesto de Salvataje Máximo” (PAPSM) en la Figura 3.2. Esta se define como la fracción que se ahorra del presupuesto asociado a implementar todas las acciones y monitoreo posibles, utilizada para cada caso. La magnitud de la diferencia entre las curvas es variable y depende del objetivo impuesto, así como de las características propias del caso de estudio. Por ejemplo, para el objetivo de 7040 km² se produjo una brecha de 8% entre la curva cóncava y la binaria, demostrando ahorros explícitos para resolver un objetivo en particular, con el simple hecho de asumir una u otra respuesta de las especies. Se puede ver que las ganancias en este índice fueron menores para el caso de la función sigmoideal, que para la cóncava. En términos generales, ambas respuestas superan al caso lineal, y en particular, no se aprecian diferencias significativas entre los costos para cumplir con los objetivos de las respuestas binaria y lineal, comportamiento que ya se había postulado por Cattarino et al. [2016]. Cabe señalar que se aprecian algunas mínimas diferencias entre las curvas convexa y binaria, demostrando una leve tendencia en la cual la curva binaria presenta un mayor ahorro. A medida que se aumentó el objetivo ecológico para las especies, las diferencias de costos entre las distintas formas de respuestas aumentaron paulatinamente hasta un punto en que comenzaron a acercarse entre ellas, de hecho, en el objetivo con un valor de 28160 km² las diferencias fueron apenas perceptibles.

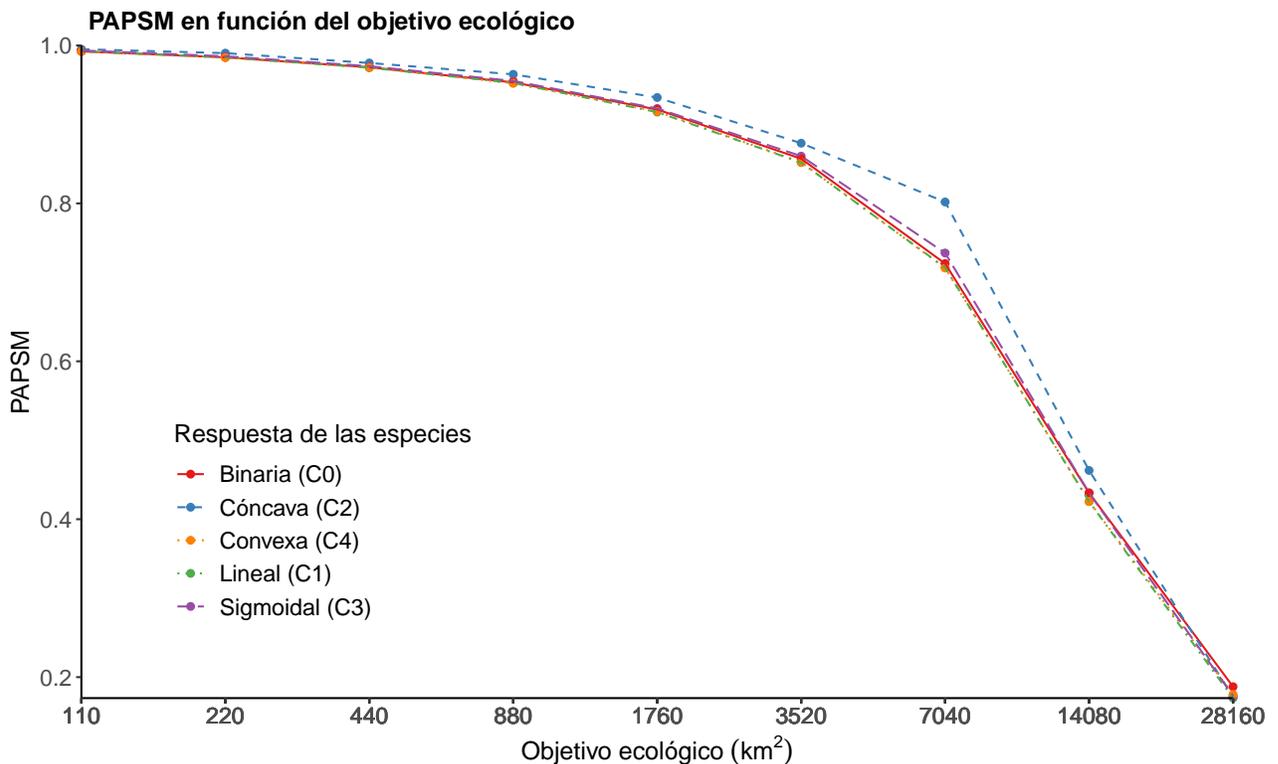


Figura 3.2: Representación gráfica de los PAPSM obtenidos al resolver las instancias vinculadas a las cinco curvas de respuestas, para nueve objetivos ecológicos.

Con respecto al estadístico del ratio de costo-beneficio (RCB) que busca medir la eficiencia obtenida por cada resolución, se reflejan tendencias generales similares a las obtenidas

en las expuestas anteriormente. Sin embargo, como se puede observar en la Figura 3.3, hay diferencias tales como la manera más pronunciada de demostrar ganancias para el caso cóncavo, en donde se puede apreciar que, por vía ejemplar, en el objetivo de 110 km² supera la curva binaria, duplicando el rendimiento obtenido. Asimismo, se identificó una diferencia relevante en dicho objetivo, entre las curvas binaria y lineal, el cual se puede atribuir a los *gaps* obtenidos para dichos valores, siendo estos los mayores de todas las instancias corridas. De igual forma, se aprecia que el caso convexo tiene un rendimiento inferior comparado a aquel demostrado por la curva binaria, hecho que ya se podía identificar en términos de ahorro (PAPSM). Finalmente, se presentó una ostensible mejora en la eficiencia, al utilizar el objetivo de 7040 km², particularmente para el caso de la respuesta sigmoideal, y aún más destacado, con la respuesta cóncava. Dicho efecto se explicará el siguiente apartado.

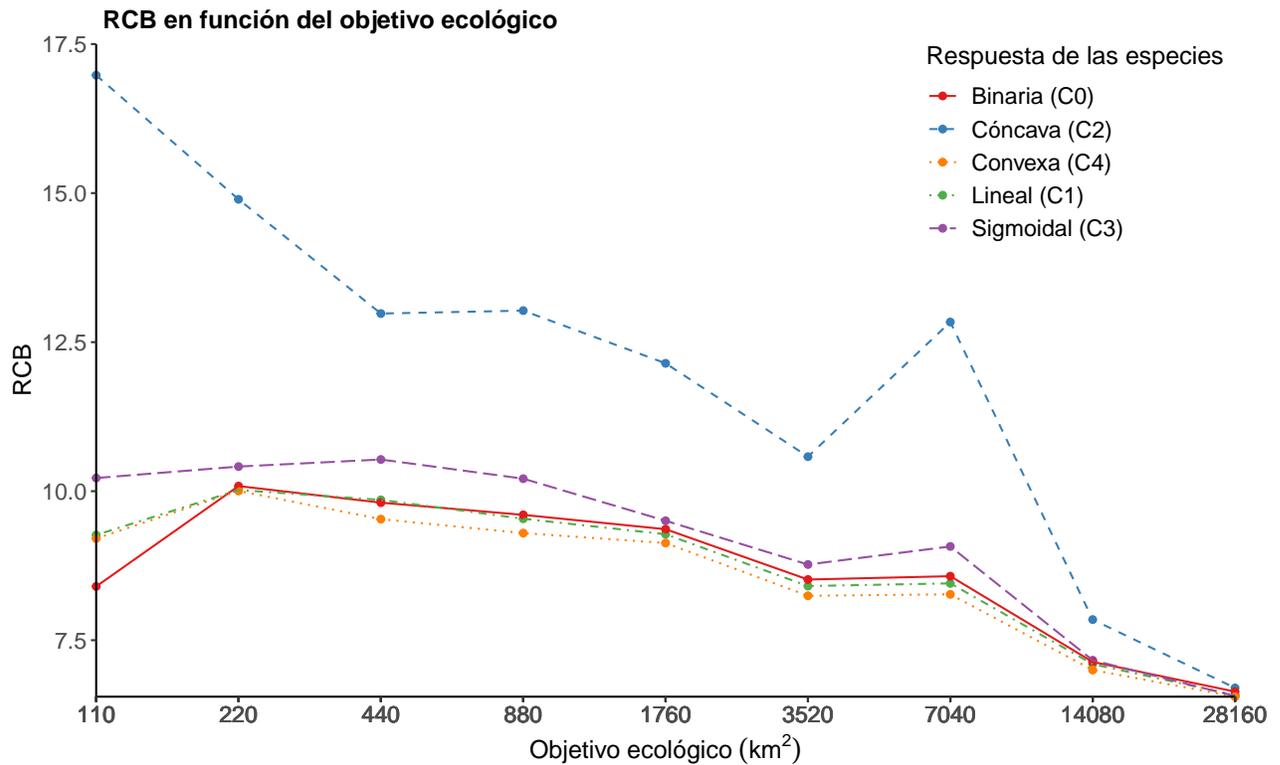


Figura 3.3: Representación gráfica de los RCB obtenidos al resolver las instancias vinculadas a las cinco curvas de respuestas, para nueve objetivos ecológicos.

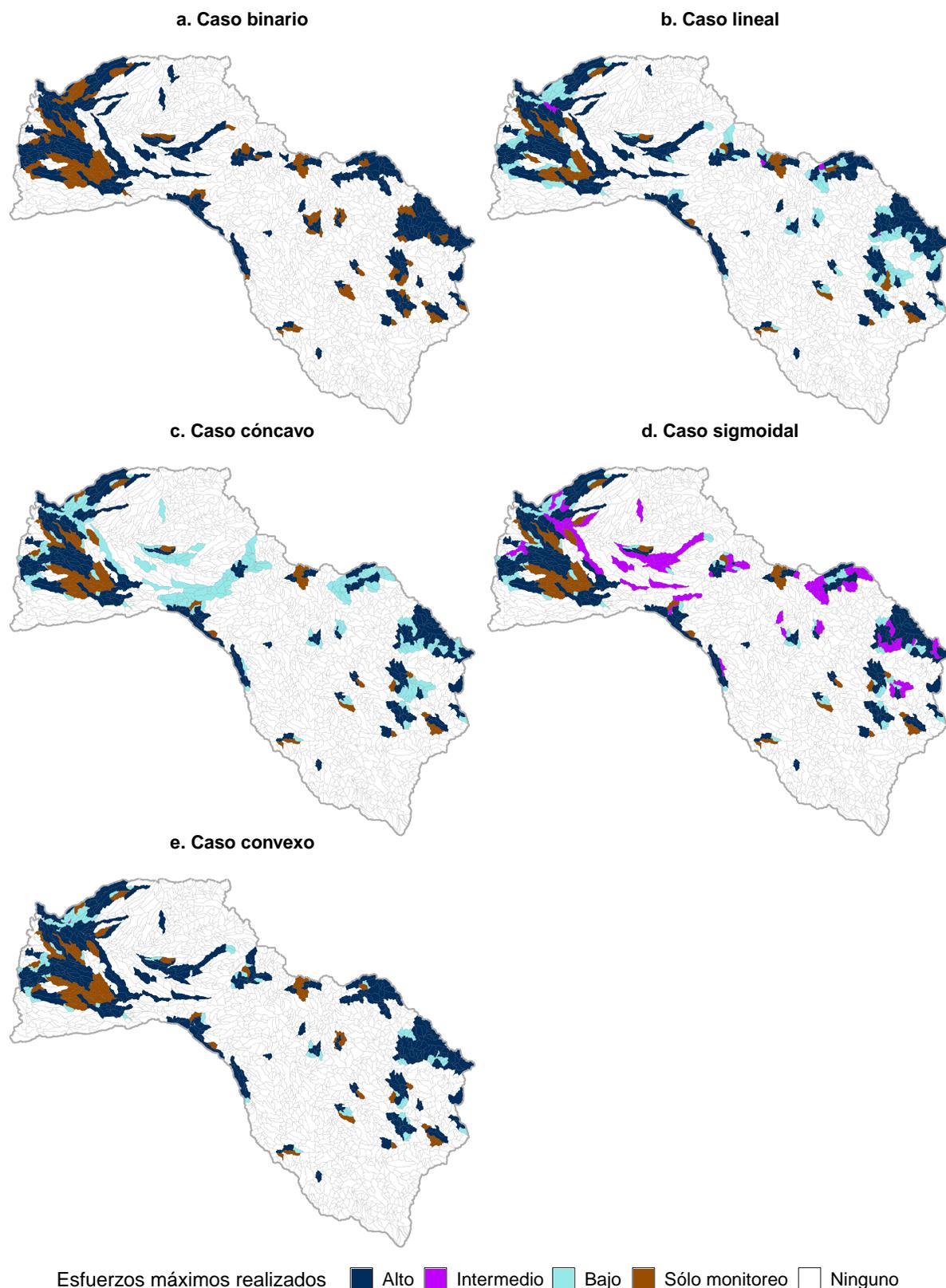


Figura 3.4: Representación gráfica de la distribución espacial de los esfuerzos máximos realizados en cada unidad de planificación de la cuenca, para un objetivo ecológico de 3520 kilómetros cuadrados, usando un grado de conectividad global igual a 15, un grado de conectividad de acciones igual a 11 y evaluado para las cinco curvas de respuestas por parte de las especies.

En último lugar, para complementar la ilustración de las diferencias entre las curvas de respuesta que surgen con las soluciones de cada instancia, se presentan los mapas de la cuenca resueltos para cada caso, los cuales explicitan las decisiones escogidas por el modelo. En particular, en estas gráficas expuestas en la Figura 3.4, se ilustran los esfuerzos máximos realizados entre todas las acciones simultáneas, ejercidas en cada unidad de planificación. Por un lado, se puede observar que en el caso con curva de respuesta cóncavo, se demuestra una mayor utilización de esfuerzos a nivel bajo que para el resto de curvas respuesta. Por el contrario, para el caso que considera una curva de respuesta sigmoideal por parte de las especies, se presenta un mayor uso del nivel intermedio de esfuerzo que el presentado en los otros escenarios. Finalmente, la curva de respuesta lineal y -en menor medida- la curva de respuesta convexa, demuestran una sustitución de acciones de exclusivo monitoreo por acciones a nivel bajo de esfuerzo, en relación a la curva de respuesta binaria.

3.2. Estudio del impacto del caso de estudio en los resultados encontrados

En este apartado se busca exponer el origen del punto de inflexión en la eficiencia evaluada en el valor de 7040 km², expuesto en la Figura 3.3. Para ello se procedió al análisis de las características de las distribuciones de las especies, en el presente caso de estudio. De igual forma, cabe señalar que los objetivos ecológicos se definieron como el mínimo entre el valor impuesto y la superficie total de ocupación de la especie en la cuenca. Dicho esto, a medida que se exige un objetivo más ambicioso para las especies, progresivamente, van surgiendo especies de animales en las que se vuelve una imperiosa necesidad implementar al máximo todas las acciones diseñadas, para hacer frente a sus amenazas. Esto último restringe al modelo, ya que surge como consecuencia de quitarle libertad o flexibilidad a la optimización, para seleccionar las unidades de planificación y acciones más eficientes.

En este contexto, se estudió el área de ocupación, en kilómetros cuadrados, de cada especie reconocida en la cuenca. Lo anterior se expone en los Anexos en la Figura 6.1, en dónde -claramente- se advierte una ausencia de representatividad en el rango aproximado entre los valores 3200 km² y 8800 km². Producto de esto, se verifica una disminución irregular de la cantidad de especies, respecto de las cuales sus acciones de conservación se podrían optimizar, a medida que se exige un objetivo más elevado, por lo que dicha consecuencia queda reflejada en la Figura 3.5.

Cabe señalar que se escogieron valores de objetivos ecológicos que no toman en consideración la distribución espacial de cada especie. Esto, debido a que dichos valores fueron generados de manera exploratoria y a una tasa de crecimiento exponencial, con el fin de observar la tendencia en un amplio rango de escenarios.

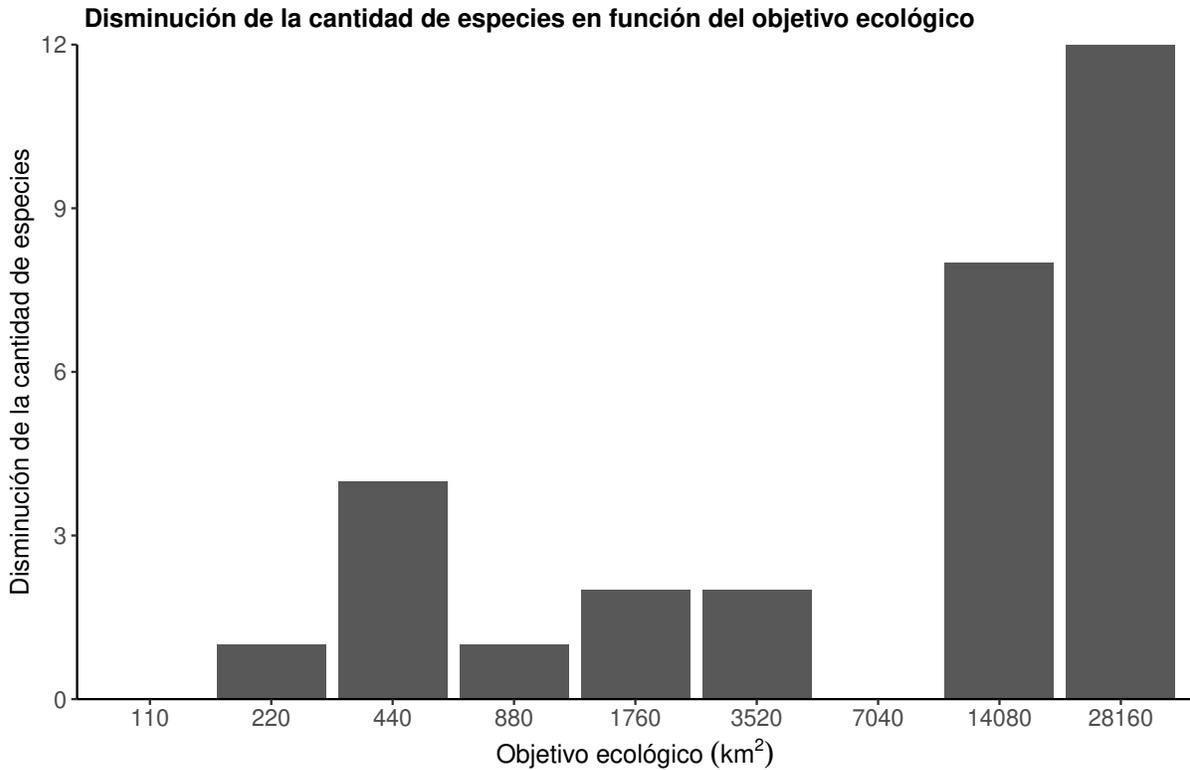


Figura 3.5: Representación gráfica de la disminución de la cantidad de especies para optimizar en el caso de estudio, en función de cada objetivo ecológico usado para los resultados del apartado anterior.

Por lo tanto, dichos valores de supervivencia, definidos como áreas, tienen una interacción con las superficies de ocupación para las diferentes especies. Esto, dado que a mayor objetivo ecológico deseado, menor es la cantidad de especies con unidades de planificación disponibles para ser optimizadas, y por ende, mayor es la cantidad seleccionada de unidades y de acciones realizadas con baja eficiencia. Es así como cada objetivo ecológico está situado a diferentes distancias del último punto en que otra especie pasó a tener que protegerse al 100 % en su distribución en la cuenca.

En este mismo orden de ideas, en la Figura 6.2 de los Anexos se aprecian estas diferencias, al incrementar el objetivo en cuestión, y se deja en evidencia un aumento destacado del índice, para el objetivo de 7040 km². Sin embargo, esta última gráfica no incorpora dos elementos cruciales que son, por un lado, la cantidad especies que fueron cubiertas al 100 % entre un objetivo y el posterior, y por otro, la normalización, en función de su magnitud.

Para agregar dichos efectos, se genera un estadístico llamado L_t que divide la diferencia en área, entre el valor de la última especie cubierta al máximo A_t , por la magnitud del objetivo en cuestión O_t y la cantidad de especies cubiertas E_t , desde el anterior objetivo ecológico. Este nuevo indicador se define como una función del objetivo ecológico t en el cual se evalúa.

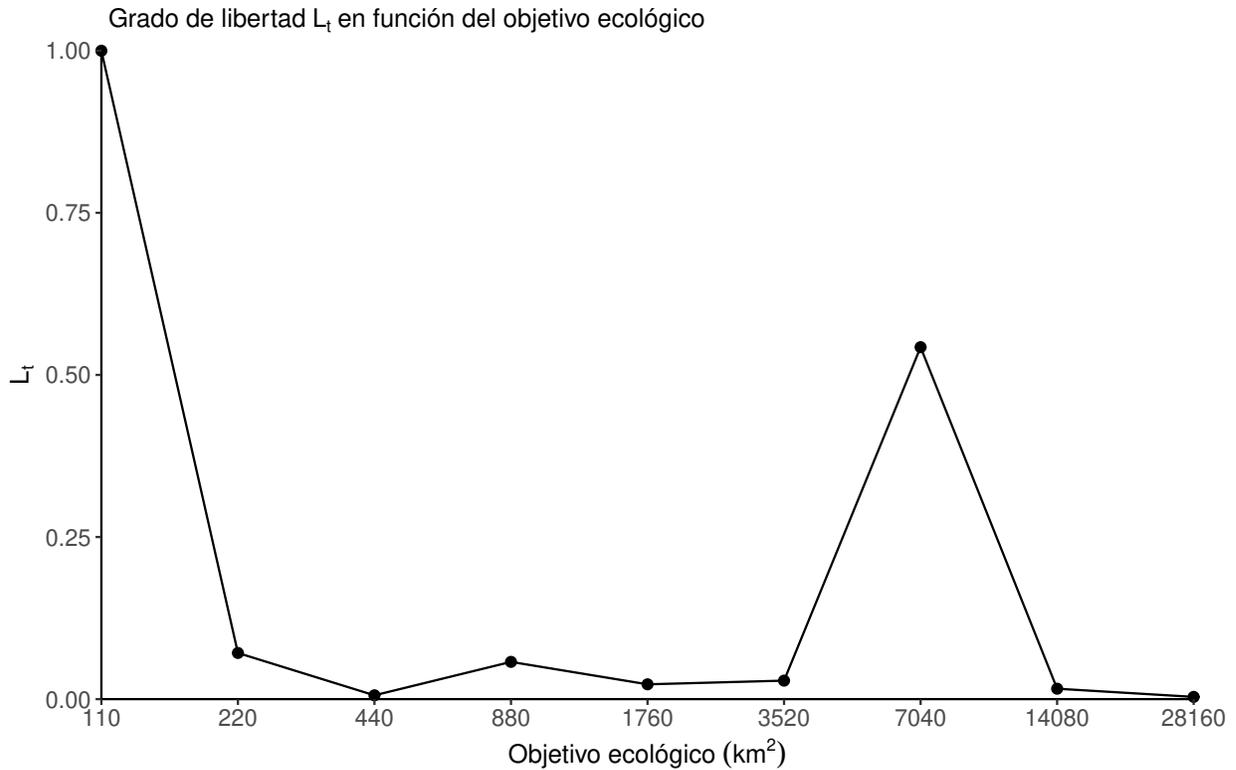


Figura 3.6: Representación gráfica del grado de libertad L_t en función de cada objetivo ecológico usado para los resultados del apartado anterior.

Su formulación explícita es la siguiente $L_t = \frac{A_t}{(1+E_t) \cdot O_t}$ y su comportamiento se ilustra en la Figura 3.6. Este estadístico refleja -en parte- el espacio o libertad que tiene el modelo para optimizar las acciones y unidades seleccionadas. Cabe resaltar que a menor grado de libertad, hay menor eficiencia, y a mayor grado de libertad, ocurre lo opuesto. En particular, en los valores iguales a 110 km² y 7040 km², se pueden observar dos alzas pronunciadas que, por lo tanto, tienen como efecto un incremento en la eficiencia.

A partir del estudio de una característica propia del caso en cuestión y gracias a la extracción de estos resultados, se puede entender -de mejor manera- la conducta del ratio de costo beneficio (RCB) expuesto en la Figura 3.3.

3.3. Efectos de las curvas de respuestas para diferentes penalizaciones por fragmentación de las acciones

Para analizar la conducta de los costos asociados a cada curva de respuesta cuando se aumenta progresivamente el grado de penalización, por la fragmentación de las acciones de conservación, se obtienen estadísticos de los resultados de la optimización para cada instancia. Se procede a escoger siete valores para los grados de penalización comprendidos entre 0 y 23, ambos incluidos. Estos son evaluados por medio de cinco índices diferentes para un mismo

objetivo ecológico de las especies, definiéndose en 3520 km², dado su valor de interés ecológico. En consecuencia, los tiempos de resolución de cada instancia fueron aumentando a distintas velocidades, a medida que se incrementaba el grado de penalización, tal como se ilustró en la Figura 3.7(a). Ordenándose de mayor a menor sensibilidad, se pudo identificar a la curva lineal, luego la curva sigmoïdal, posteriormente la curva cóncava y, finalmente, la curva convexa, respectivamente, hasta llegar al máximo tiempo de ejecución de seis horas, el cual fue asignado previamente al modelo. Lo anterior admite una excepción expresada por la curva de respuesta binaria que, al no demostrar variaciones significativas, fue resuelta para todos sus casos en tiempos menores a 110 segundos. Esto último es una manifestación de cómo afecta –directamente– el hecho de agregar una dimensión adicional al problema siendo que, en este caso, se pasa del caso binario a la opción de tener cuatro niveles de esfuerzos para enfrentar las distintas amenazas en juego.

En segundo lugar, como queda en evidencia en la Figura 3.7(b), los valores de los *gaps* obtenidos se mantuvieron inferiores a 1% aproximadamente, para grados de penalizaciones menores o iguales a 15. Sin embargo, para mayores magnitudes de dicho parámetro, las curvas de respuestas lineal, sigmoïdal y cóncava revelaron valores superiores. Por ejemplo, para la curva de respuesta lineal y el caso correspondiente a un grado de penalización de fragmentación igual a 23, dichos valores alcanzaron incluso un 2,4%. De manera agregada, se puede calcular que el promedio resultante de los *gaps* es de 1,00% y que la desviación estándar es de 0,45%. Finalmente, se puede apreciar que, con la medida en que los tiempos de resolución se acercan al máximo impuesto al modelo, peores son los *gaps* resultantes; fenómeno que concuerda con lo esperado, dado que no se le ofrece el tiempo necesario al modelo para alcanzar un resultado más cercano al óptimo.

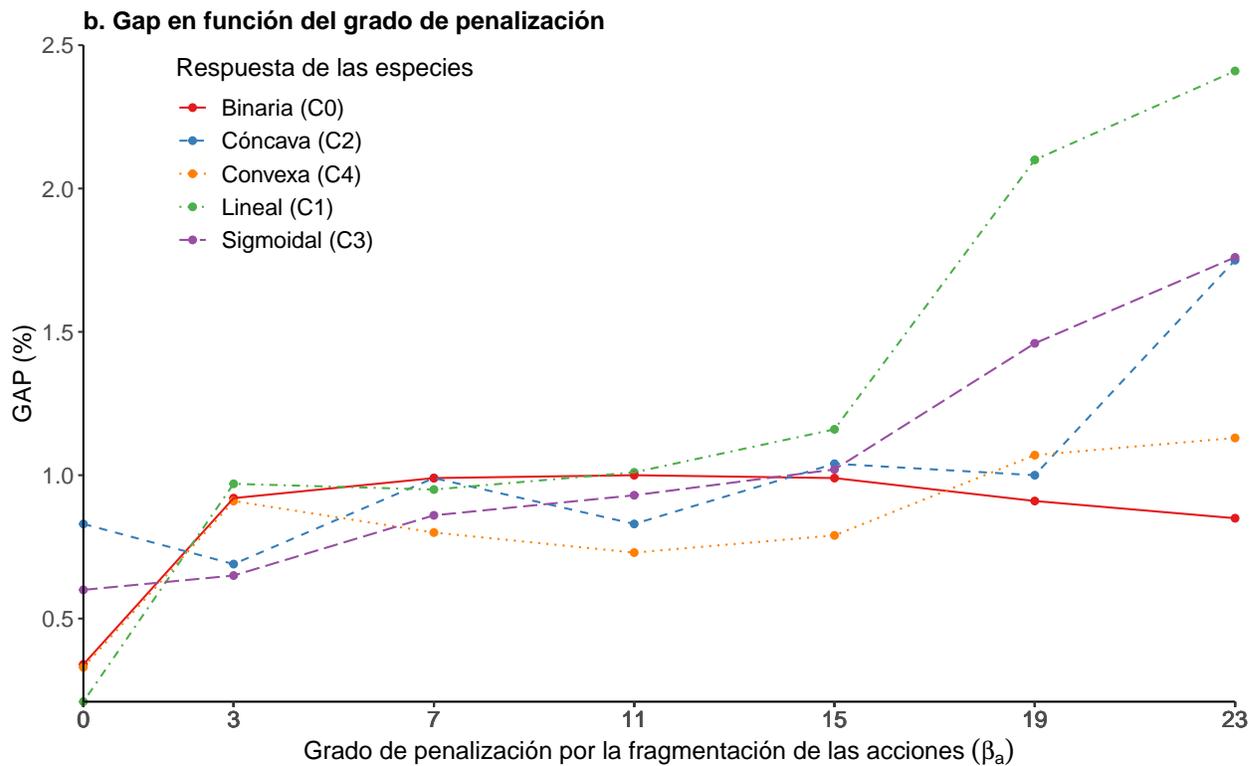
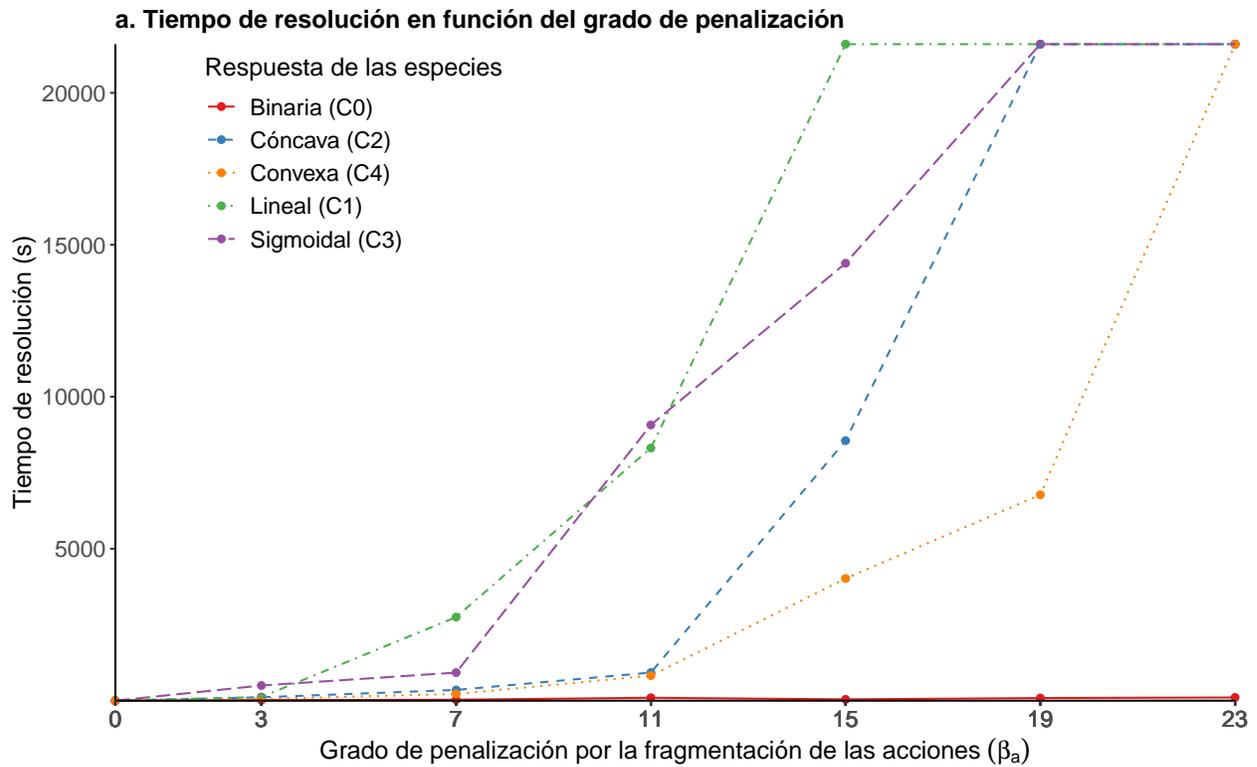


Figura 3.7: Representación gráfica de los tiempos de resolución (a) y *gaps* (b) obtenidos al resolver las instancias vinculadas a las cinco curvas de respuestas, para siete grados de penalización por fragmentación de acciones de conservación.

Resulta pertinente añadir que, tal como se aprecia en la Figura 3.8, el índice PAPSM disminuye lentamente con el incremento del grado de penalización por la fragmentación de acciones. En términos generales, la curva de respuesta cóncava presenta valores más cercanos a uno que el resto de las curvas, seguido por el rendimiento de la respuesta sigmoideal. En último lugar se encuentran los valores asociados a las curvas binaria, lineal y convexa, los cuales no expresan mayores diferencias para valores inferiores o superiores del grado de fragmentación. No obstante, aunque no sean del todo significativas, existen ciertas diferencias leves para valores intermedios.

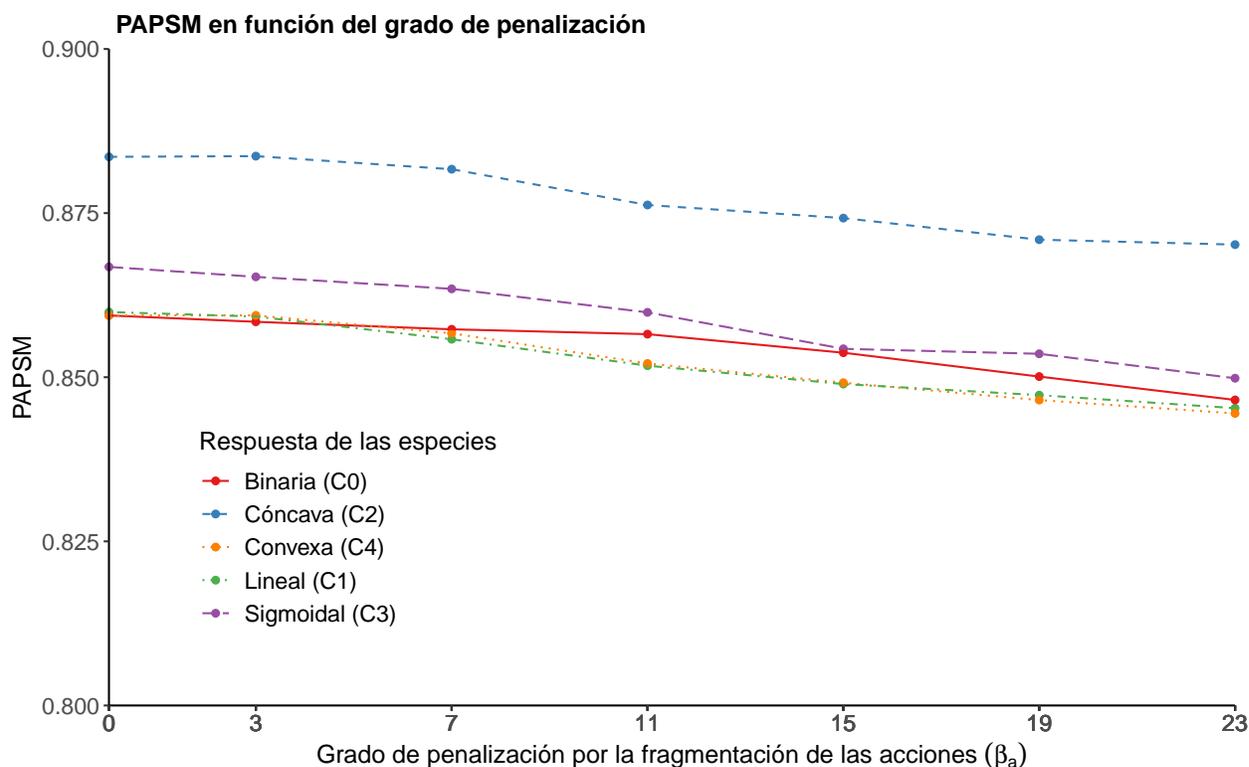


Figura 3.8: Representación gráfica de los PAPSM obtenidos al resolver las instancias vinculadas a las cinco curvas de respuestas, para siete grados de penalización por fragmentación de acciones de conservación.

Es de interés recalcar que el ratio de costo-beneficio (RCB) graficado en la Figura 3.9(a) postula que los valores son independientes del grado de penalización usado. En tal sentido, se mantienen por lo general constantes para todas las instancias de prueba. Sin embargo, se presentan las mismas ventajas en el rendimiento de las diferentes curvas de respuestas, es decir, se observa un dominio constante de la respuesta cóncava sobre la respuesta sigmoideal, y ésta -a su vez- sostiene el dominio sobre las últimas tres curvas. Nuevamente, no se observa ninguna diferencia efectiva entre las curvas de respuesta binaria y lineal. No obstante, se aprecia en la mayoría de los grados de penalización considerados, una menor eficiencia por parte de la curva convexa con respecto a las curvas binaria y lineal.

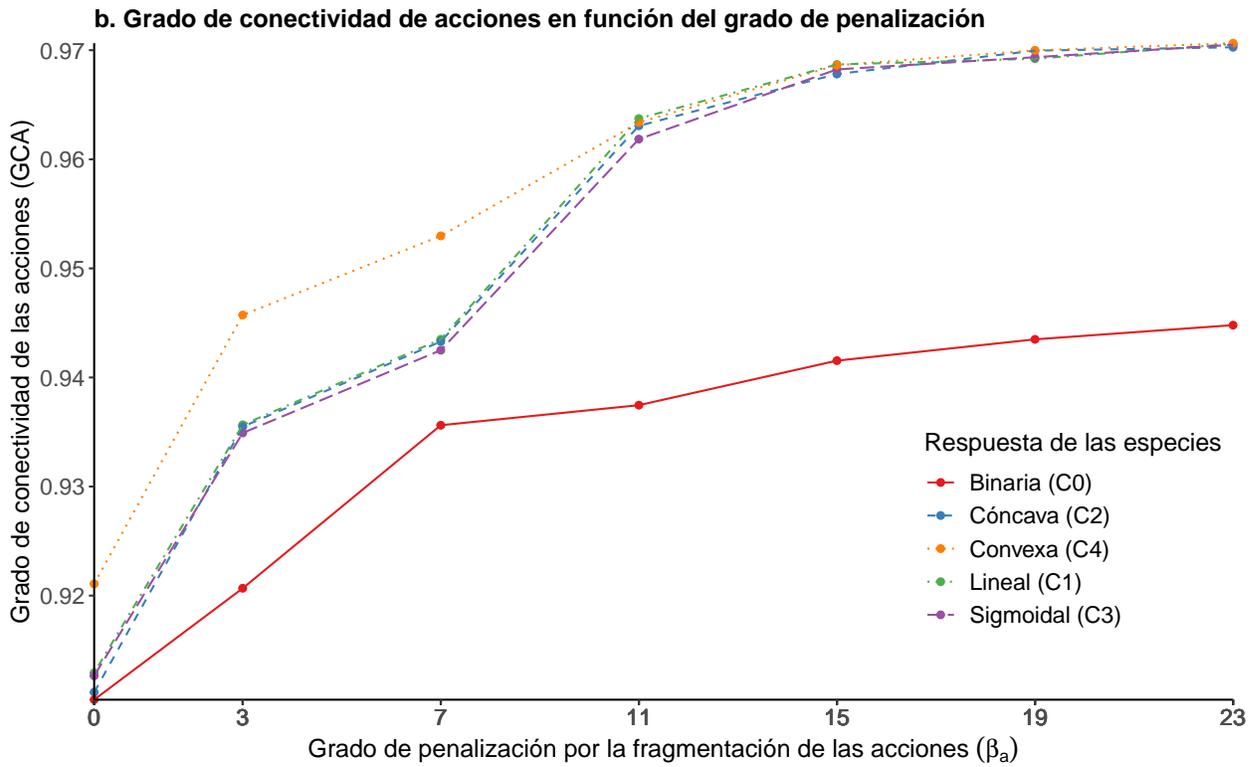
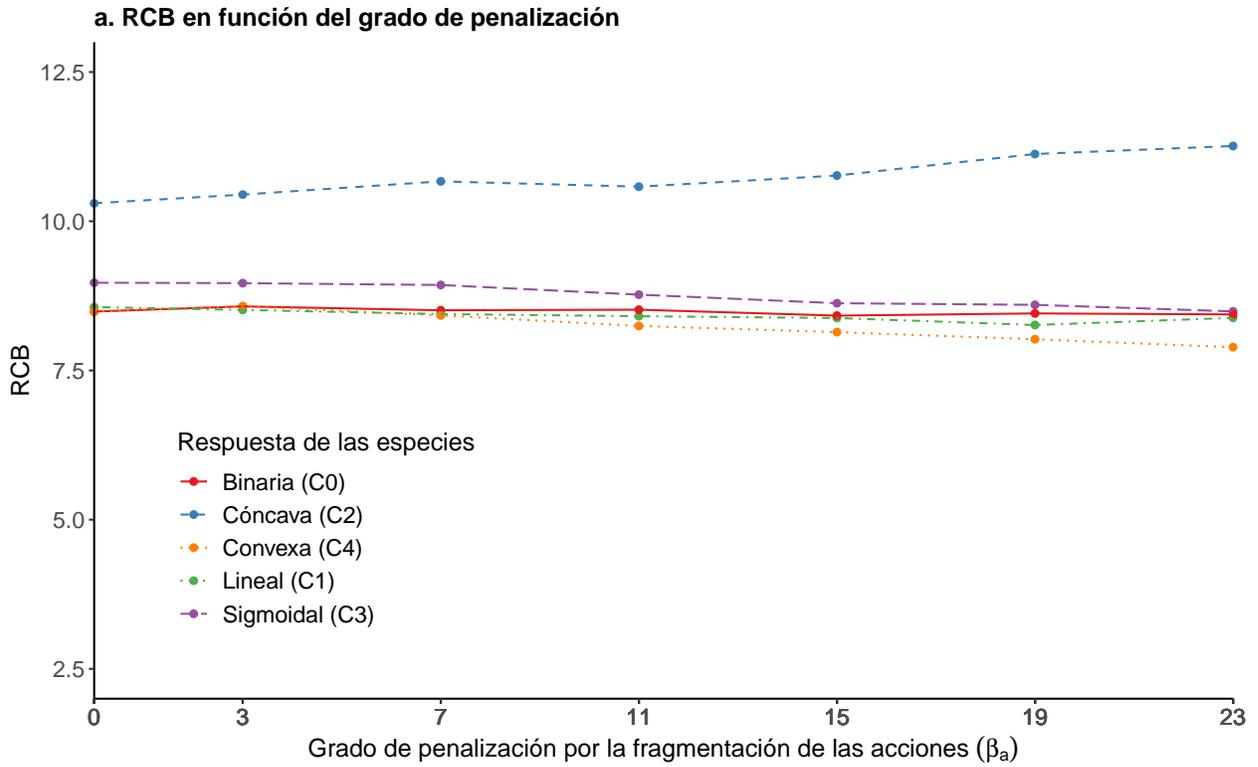


Figura 3.9: Representación gráfica de los RCB (a) y los grados de conectividad de acciones (b) obtenidos al resolver las instancias vinculadas a las cinco curvas de respuestas, para siete grados de penalización por fragmentación de acciones de conservación.

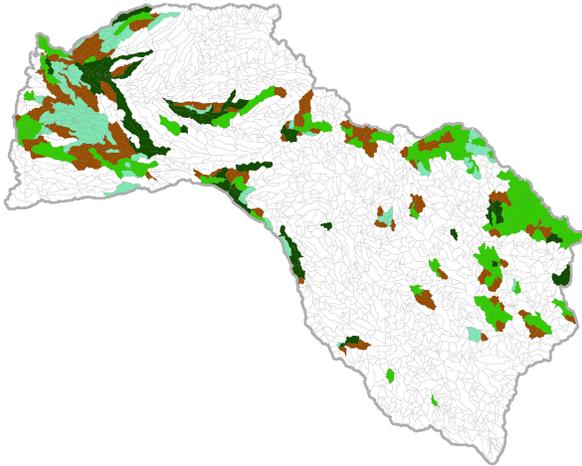
A continuación, y con el fin de ilustrar la variación en conectividad de las acciones de conservación, se puede considerar la Figura 3.9(b), pues contribuye al análisis de otra dimensión relevante a los resultados del modelo en cuestión. Con esto se busca evidenciar la limitación del modelo binario con respecto a las otras formas de curvas de respuesta. Esta restricción se explica en base a limitaciones de costos y a su déficit de posibilidades en lo que a los niveles de esfuerzos disponibles concierne. En efecto, si se considera una respuesta binaria se tiene que eliminar completamente la amenaza, en cambio en el caso de una respuesta continua, para un mismo costo total se puede intervenir en menos unidades espaciales. Es así como, a través de los índices de conectividad (GCA) demostrados por tres de las curvas de respuestas continuas, se aprecia un aumento idéntico de éstas a medida que se exige un mayor grado de penalización. Por otro lado, la curva de respuesta convexa demuestra dos diferencias particulares con respecto al resto de las curvas continuas. La primera consta en el aumento más pronunciado para grados de penalización comprendidos entre 0 y 11, y la segunda en un comportamiento idéntico a las otras curvas concomitantes para mayores valores. En cambio, para el escenario del modelo con respuesta binaria, su incremento demuestra un ritmo significativamente distinto en cuanto al crecimiento de la conectividad de las acciones, netamente caracterizado por estar debajo del resto de las otras curvas, característica que se condice con lo previamente explicado.

En último lugar, para complementar la visualización del efecto de aumentar el grado de conectividad de las acciones (GCA) en las diversas soluciones encontradas se generan mapas que expresan las decisiones del modelo. A modo de aclaración, el efecto de incremento en el grado de penalización por fragmentación tiene un impacto directo en la conectividad obtenida. Por ello ambas expresiones se pueden utilizar indistintamente en este caso.

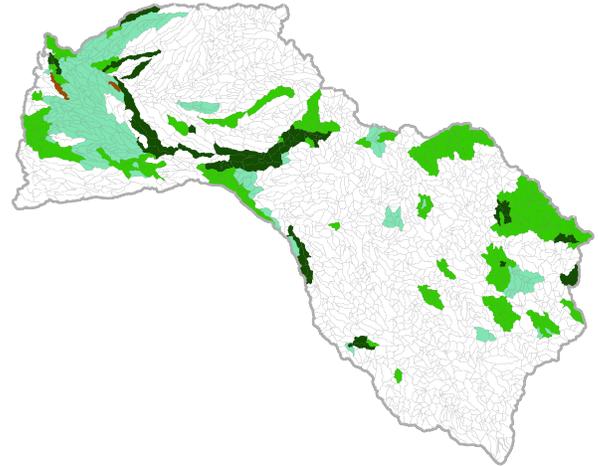
Consecuentemente, las representaciones gráficas expuestas en la Figura 3.10 ilustran la distribución espacial de la cantidad de acciones de conservación escogidas para resolver cada caso. En aquellas resoluciones se mantuvo un valor de objetivo ecológico igual a 3520 km², se fijó un nivel de conectividad global igual a 15 y se escogió -sin perder generalidad- una curva de respuesta cóncava. Para demostrar el efecto del aumento en conectividad se seleccionaron tres escenarios, el primero sin exigir conectividad de las acciones, el segundo con un grado de conectividad igual a 23 y el tercero con un grado de conectividad igual a 50. Cabe señalar que el último caso es un escenario extremo que no se ocuparía en un plan de gestión, y exclusivamente cumple la función de ejemplificar el comportamiento del modelo para niveles altos exigidos de conectividad de acciones.

Mapas de la distribución espacial de las intervenciones en la cuenca

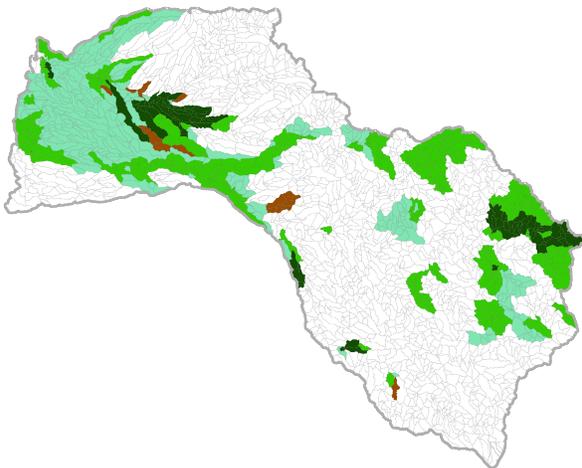
a. Caso con $\beta_a = 0$.



b. Caso con $\beta_a = 23$.



c. Caso con $\beta_a = 50$.



Intervenciones realizadas 3 acciones 2 acciones 1 acción Sólo monitoreo Ninguna

Figura 3.10: Representación gráfica de la distribución espacial de las cantidades de intervenciones realizadas en cada unidad de planificación de la cuenca, para un objetivo ecológico de 3520 kilómetros cuadrados, usando una curva de respuesta cóncava, un grado de conectividad global igual a 15 y evaluando para tres grados de conectividad de acciones.

Capítulo 4

Discusión

4.1. Alcances y limitaciones del estudio

Se ha presentado el desarrollo de un modelo de optimización entero mixto, el cual encuentra sitios y niveles de esfuerzos eficientes para la gestión de acciones de conservación, teniendo en consideración múltiples amenazas y apoyándose en las diferentes curvas de respuestas de múltiples especies. Este modelo utiliza la programación matemática para poder llegar a planes de gestión cercanos al óptimo, o en su defecto, poder conocer la diferencia existente entre la solución encontrada y el óptimo global (*gap*). En concreto, para los casos con curvas de respuesta cóncava y sigmoideal, se han demostrado pronunciadas mejoras en términos de eficiencia. Por otra parte, para el caso de las curvas de respuesta lineal y convexa, se ha demostrado que si bien al incrementar el grado de penalización por la fragmentación de las acciones no se logra aumentar la eficiencia en términos del ratio costo-beneficio (RCB), se obtienen mayores niveles de conectividad de las acciones que para una respuesta dicotómica. Esto quiere decir que es posible producir planes de gestión más eficientes desde un punto de vista de implementación y de la ecología, mientras se obtienen valores cercanos -en torno a la eficiencia- a aquellos producidos por el caso base de respuestas binarias.

Consecuentemente, se ha expuesto que considerar las respuestas continuas de las especies frente a diferentes niveles de esfuerzo puede reducir el costo general de enfrentar las amenazas a las especies en la planificación sistemática de la conservación. Asimismo, se pueden proporcionar recomendaciones más específicas para la implementación de las acciones de gestión de conservación, generando así planes de gestión más atractivos que los métodos tradicionales.

Cabe destacar que el uso de un MIP para modelar y resolver este problema, otorga flexibilidad para modificar eventualmente la función objetivo, incorporar nuevas restricciones al modelo [Beyer et al., 2016] y realizar todo tipo de análisis de sensibilidad para medir con precisión los impactos de cada parámetro en los indicadores del plan de gestión. Como contrapartida y debido al tipo de problema al que se enfrenta, cada una de estas mejoras requiere la incorporación de un gran número de variables y de ecuaciones que conllevan a tiempos de resolución que crecen de forma exponencial. Ciertamente, a través del uso de heurísticas [Cattarino et al., 2015, 2016], se puede llegar a soluciones factibles que sirvan como punto de

partida al modelo con el fin de acelerar la resolución de problemas más complejos. Sin embargo, contando con las nuevas herramientas computacionales y con el mayor conocimiento de técnicas de manejo de datos, se podrán resolver dichos problemas de manera exacta en tiempos más acotados.

Cabe mencionar que desde el punto de vista de la programación matemática aplicada a la SCP, se ha presentado un modelo que agrega una nueva dimensión referida a la respuestas de las especies [Adams et al., 2014], el cual demuestra un avance en términos de teoría y complejidad con respecto a los trabajos presentados por Beyer et al. [2016] y Salgado-Rojas et al. [2019].

4.2. Análisis de cómo afectan las curvas de respuestas en la eficiencia

Con respecto a los tiempos de resolución expuestos en la Figura 3.1(a), se pueden catalogar las curvas de respuestas en dos grupos. En efecto, los tiempos asociados a las curvas de respuesta lineal, cóncava y sigmoideal, presentan mayores tiempos que aquellos para las curvas convexa y binaria. Esto se debe primordialmente a la cantidad de niveles de esfuerzos, diferentes a los valores extremos, que pueden ser escogidos con el objetivo de aportar en la probabilidad de persistencia de las especies con un valor significativo.

A continuación, se ha demostrado que hay ganancias relativas en la eficiencia, en este caso entendido como el ratio costo-beneficio (RCB), dependiendo de la forma de la curva de respuesta seleccionada para las especies. Esto ocurre sustancialmente debido a que, para lograr los mismo objetivos ecológicos, las especies con curvas de respuestas de tipo sigmoideal y cóncava pueden ser alcanzadas usando menores niveles de esfuerzos [Cattarino et al., 2016]. Consecuentemente, los costos totales para proteger las mismas áreas son menores, lo que se refleja directamente en el RCB y se ilustra por medio de las Figura 3.3 y 3.9(a). A modo de ejemplo, en la primera de las figuras enunciadas se perciben diferencias de entre 24 % a 36 % entre las curvas de respuestas cóncava y binaria, para los objetivos comprendidos entre 440 km² y 3520 km².

Asimismo en términos de eficiencia, medido a través del ratio costo-beneficio (RCB), es posible realizar un agrupación en tres categorías, en torno al rendimiento demostrado por cada una de las curvas de respuestas de las especies. En efecto, la curva contando con la mayor eficiencia es la cóncava, la cual constituye la primera categoría debido a que al aplicar una acción con un nivel de esfuerzo bajo -y asociado a un costo bajo- puede entregar una probabilidad de persistencia cercana al valor de uno a las especies. Posteriormente, la curva sigmoideal se presenta como la segunda agrupación con respecto a su eficiencia, ya que permite otorgar una probabilidad cercana a uno al ejercer un nivel de esfuerzo intermedio de la acción de conservación. Finalmente, el tercer grupo es aquel que está compuesto por las curvas de respuestas que no entregan una probabilidad de persistencia de un valor cercano a uno para ningún nivel de esfuerzo menor al máximo posible. De igual forma, ninguna de las dos curvas demuestra alguna parte cóncava a lo largo de su respuesta frente a las intensidad de la amenaza. En esta tercera categoría se aprecian mejores indicadores de eficiencia para

la curva binaria que la curva lineal, sin embargo, son apenas perceptibles [Cattarino et al., 2016] y podrían eventualmente adjudicarse otros factores, propios del caso de estudio o de las diferencias en el *gap*. Por debajo de estas respuestas, se presenta la curva convexa que, por su parte, sí demuestra algunas diferencias no despreciables con respecto a la curva binaria.

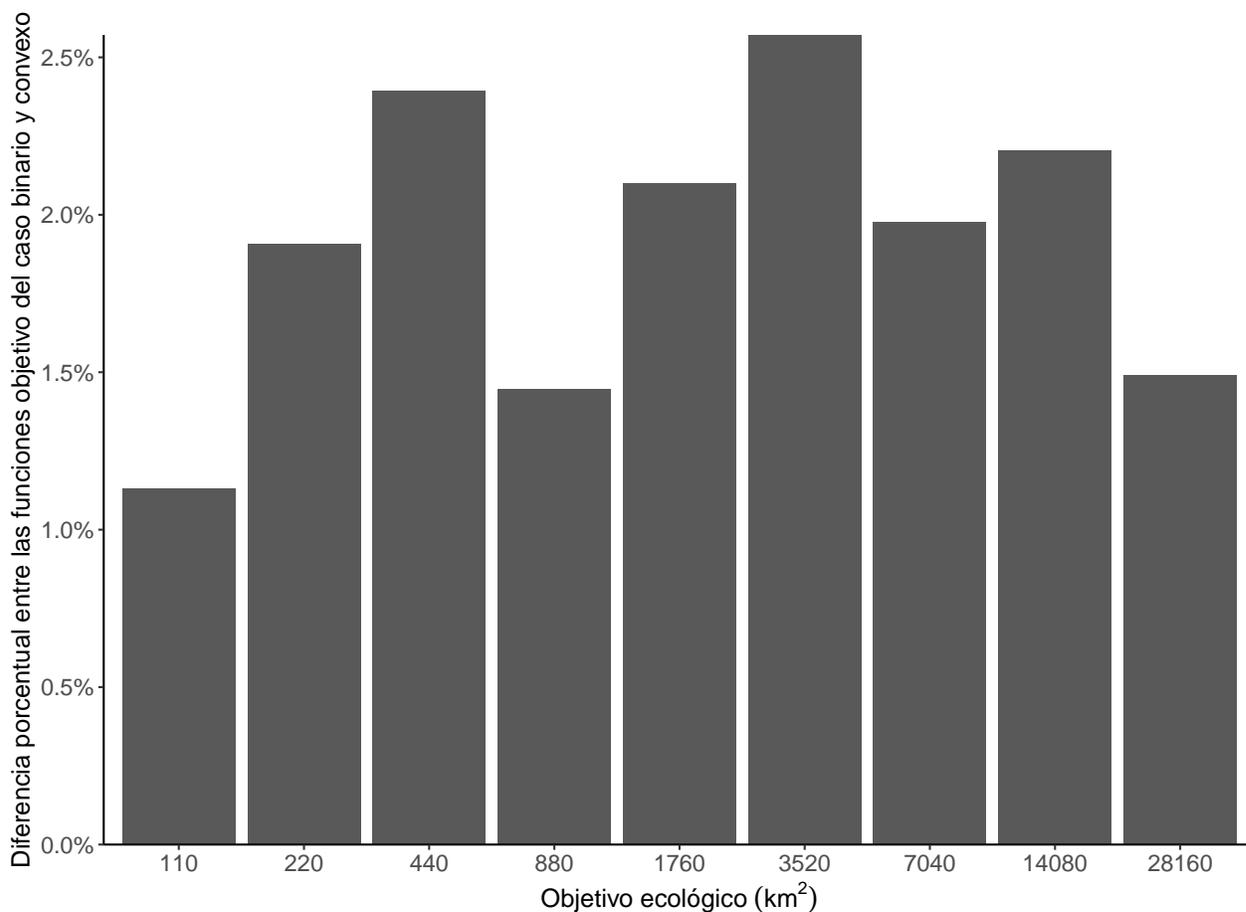


Figura 4.1: Representación gráfica de las diferencias porcentuales entre las funciones objetivo de las curvas de respuesta binaria y convexa del caso de estudio.

Con el objetivo de explicar las diferencias en términos de eficiencia, las cuales pueden parecer contrarias a lo esperado intuitivamente, se contrastan los resultados encontrados en el indicador RCB con aquellos demostrados por el GCD. En efecto, como se puede observar en la Figura 3.9(b), la curva convexa presenta los mayores niveles de conectividad de acciones para cualquier grado penalización. Este fenómeno ocurre debido a que existe un equilibrio de fuerzas en la función objetivo del modelo, entre los costos totales observables -asociados a la gestión- y la penalización por la fragmentación de unidades y de acciones. En términos más precisos, la asignación de esfuerzos para las acciones óptimas en el caso binario generan valores de penalización por fragmentación de las acciones muy elevados, y por ende el valor de la función objetivo es mayor que para el caso convexo. En ese sentido, al considerar una curva convexa, el modelo pierde un poco de eficiencia en virtud de conectar más las acciones de conservación ejercidas, produciendo así una función objetivo con un menor valor. La comparación de los valores de la función objetivo se presenta por medio de la Figura 4.1, donde se puede apreciar que para todos los valores de objetivos ecológicos evaluados, la

función objetivo asociada al caso binario demuestra valores superiores a la calculada para el caso convexo. En efecto, la mínima diferencia obtenida es de 1.1 % y la mayor brecha alcanza un valor de 2.6 %.

Por último, para explicar de mejor forma las tendencias de las cinco curvas de respuesta, cuando se varía el grado de penalización por la fragmentación de acciones se pueden analizar algunos de los diferentes indicadores presentados. En términos generales los PAPSM disminuyen su valor conforme aumenta el grado de penalización, debido a que se exigen soluciones más conectadas, pero no se piden mayores beneficios ecológicos. Efectivamente, se comienza a realizar acciones, principalmente de esfuerzo bajo, para conectar las acciones sin mayor aporte al índice. Esto último se explica dado que se escogen acciones y sitios puntuales, que no habían sido seleccionados con niveles bajos de conectividad exigidos. Esto quiere decir que no cuentan con la condición de eficiencia esperada, y en efecto empeoran el RCB.

4.3. Revisión de los supuestos

En otro orden de ideas, se pueden discutir ciertos supuestos tomados en este estudio e indagar sobre sus principales consecuencias. Primeramente, se puede referir a la discusión en torno a cómo puede afectar la incertidumbre respecto a las curvas de respuestas de las especies [Isaac and Cowlshaw, 2004, Hulme and Bremner, 2006]. En efecto, en este trabajo se han considerado las curvas de respuestas de forma determinística, pero en realidad, siempre existirá una parte aleatoria al momento de predecir los comportamientos de las especies frente a sus amenazas. Para enfrentar dicho escenario, sería necesario plantear el modelo como un problema de programación estocástico. En cuyo caso se estaría tratando de toda una problemática diferente y digna de otra investigación en profundidad.

Por otro lado, el supuesto de que todas las curvas de respuestas parten desde el origen, sobreestima el beneficio real de las acciones de conservación [Maron et al., 2013]. En cambio, si se asumiera que al no realizar ninguna acción en una unidad, habrían especies que tendrían probabilidades no nulas de persistencia, se reducirían con certeza los costos totales de los planes de gestión [Chadés et al., 2015]. No obstante, se llegaría a las mismas conclusiones obtenidas aún cuando esto implique cambiar la magnitud de los índices calculados. Al haber simulado las curvas de respuestas, el objetivo es el de hallar las relaciones existentes entre las diferentes curvas de respuesta, más allá de encontrar sus valores exactos. De igual forma, se podría discutir el hecho que todas las curvas llegan al máximo nivel de persistencia cuando se realiza el mayor nivel de esfuerzo. Sin embargo, de no ser así, se insinuaría que dichas especies no podrían persistir en la cuenca, y por lo tanto se extinguirían. En dicho caso, al no poder ser salvadas con las acciones consideradas, no deberían hacer parte del problema debido a su propia ineficacia.

Del mismo modo, el supuesto de considerar que el costo de realización de las acciones sea independiente de la amenazas es una simplificación poco realista, y en ese sentido, se puede estudiar con mayor detalle dichos costos [Naidoo et al., 2006, Klein et al., 2010]. Sin embargo, esto incurriría en un requerimiento adicional de información para resolver el modelo, lo que dificulta su utilización en otros casos de estudios en donde no se puedan estimar dichos

costos. Asimismo, pueden requerir de un largo análisis que no se compensa con las ganancias obtenidas con respecto al modelo simplificado.

Antes de implementar cualquier acción, se parte de la base de que todas las amenazas están presentes en un nivel alto de intensidad, luego, en función de la curva de respuesta, se decide el nivel de esfuerzo conveniente a llevar cabo. Ahora bien, se podría asumir -que desde un principio- las amenazas afectarían a las especies en niveles de intensidad diferentes [Venter et al., 2006, Hof et al., 2011], lo que implicaría la presencia de amenazas en niveles bajos. En dicho caso, habría que aplicar menores esfuerzos para enfrentar las amenazas de la zona de estudio, lo cual se vería reflejado en un ahorro en los costos totales del plan de gestión. Lo anterior afectaría los valores de cada estadístico, pero llevaría a las mismas conclusiones que emergen de este estudio, dado que no se busca obtener los valores exactos asociados a los planes de gestión.

A pesar de que se puede ser más riguroso en este ámbito, el hecho de asumir una misma densidad para las especies, tanto como para las amenazas en el interior de cada unidad de planificación, es un supuesto válido para simplificar el problema. De hecho, se puede pensar que las especies no están presentes en las mismas cantidades en cada uno de los sitios [James and Wamer, 1982, Gotelli and Colwell, 2011]. En ese sentido, resulta posible generar un parámetro de densidad de especies que pueda verse afectado de diferentes formas frente a las amenazas correspondientes. Este tema es de gran interés y puede ser explotado en futuras investigaciones para observar como se afecta la eficiencia y la asignación de acciones de conservación en la zona estudiada.

Por añadidura, en este trabajo se consideran unidades conectadas en un radio máximo igual a tres unidades de distancia -adyacentes entre sí- con lo cual no se penaliza por unidades que estén a mayores distancias [Billionnet, 2013]. En el caso que se quisiera considerar un mayor rango de distancia para la penalización de unidades no seleccionadas, por ejemplo, por motivos específicos de un caso de estudio con particularidades geográficas [Billionnet, 2010], entonces habría que aumentar el valor del radio máximo. Sin embargo, al variar este parámetro, las principales diferencias se basan en una mayor exigencia de conectividad alrededor de las unidades seleccionadas para ser intervenidas, o en su defecto, monitoreadas. Por lo tanto, los resultados varían en sus indicadores de conectividad y de eficiencia, pero las conclusiones principales se mantienen.

Finalmente, vale destacar que la inexistente interacción entre los impactos provocados por las diferentes acciones de conservación es un supuesto que puede ser cuestionado. Esto se fundamenta en base a que ciertas acciones podrían tener efectos colaterales que permitan combatir otras amenazas existentes en las unidades de planificación en donde se implementen [Auerbach et al., 2015], o más aún, podrían provocar un impacto positivo en especies pertenecientes a otro ecosistema [Adams et al., 2014]. En ese escenario hipotético, habrían ganancias sustanciales en términos de eficiencia debido a que, en función del nivel de impacto de una acción frente a las demás, se podrían implementar menos acciones para alcanzar los mismos beneficios ecológicos. En consecuencia, este tema podría ser explorado y analizado en futuros trabajos.

Capítulo 5

Conclusión

Para concluir, cabe mencionar el hecho de que al considerar este modelo de programación lineal entera mixta, se puede identificar de manera eficiente el nivel de esfuerzo óptimo que debe ser asignado a múltiples intervenciones, tal como el dónde realizarlas para combatir las amenazas existentes. De esta forma, se permite cumplir con los objetivos ecológicos demandados para cada una de las especies amenazadas, con la condición de poder reunir la información requerida para poder entregar al modelo. Si bien este modelo fue puesto a prueba en un ecosistema de agua dulce, correspondiente a la cuenca del río Mitchell, es pertinente aclarar que puede ser usado en cualquier otro ecosistema que reúna los datos necesarios para la correcta implementación del modelo. En particular, en este trabajo se comparan los resultados obtenidos para cuatro curvas de respuestas continuas de las especies, con un escenario base de respuestas binarias. Para representar especies sensibles a las amenazas, se utiliza una curva convexa, y para las menos sensibles se utiliza una curva cóncava. Por otro lado, se mide la eficiencia como una relación entre el área protegida y los costos totales incurridos.

Cabe señalar que se evidenció que no existen diferencias significativas en relación a la eficiencia cuando las respuestas a las acciones son convexas y lineales, como es de esperarse. Por el contrario, se logra percibir que existen beneficios en la eficiencia cuando se considera una curva sigmoïdal y una curva cóncava, lo cual hace que esta propuesta se vuelva más atractiva que los métodos tradicionales. Por otro lado, cuando se exigió un nivel de conectividad más alto para las acciones, los niveles de eficiencia se mantuvieron prácticamente iguales, y las respuestas continuas lograron soluciones mejor conectadas que aquellas logradas por la respuesta binaria.

En términos del trabajo futuro y de las extensiones de este modelo, se puede decir que sería de gran interés estudiar el impacto que tendría el agregar incertidumbre a las curvas de respuesta. Asimismo, este trabajo puede extenderse considerando una nueva dimensión temporal, abordándolo con un enfoque dinámico en el que se optimice a lo largo de un horizonte de planificación mayor a un periodo. Finalmente, una investigación futura podría orientarse a analizar la variación de densidad de las especies dentro de cada unidad de planificación, cuando las amenazas restantes no se erradiquen oportunamente.

Bibliografía

- Vanessa M Adams, Jorge G Álvarez-Romero, Josie Carwardine, Lorenzo Cattarino, Virgilio Hermoso, Mark J Kennard, Simon Linke, Robert L Pressey, and Natalie Stoeckl. Planning across freshwater and terrestrial realms: cobenefits and tradeoffs between conservation actions. *Conservation Letters*, 7(5):425–440, 2014.
- Anni Arponen, Risto K Heikkinen, Chris D Thomas, and Atte Moilanen. The value of biodiversity in reserve selection: representation, species weighting, and benefit functions. *Conservation Biology*, 19(6):2009–2014, 2005.
- Nancy A Auerbach, Ayesha IT Tulloch, and Hugh P Possingham. Informed actions: where to cost effectively manage multiple threats to species to maximize return on investment. *Ecological Applications*, 24(6):1357–1373, 2014.
- Nancy A Auerbach, Kerrie A Wilson, Ayesha IT Tulloch, Jonathan R Rhodes, Jeffrey O Hanson, and Hugh P Possingham. Effects of threat management interactions on conservation priorities. *Conservation biology*, 29(6):1626–1635, 2015.
- Ian R Ball, Hugh P Possingham, and M Watts. Marxan and relatives: software for spatial conservation prioritisation. *Spatial conservation prioritisation: quantitative methods and computational tools*, pages 185–195, 2009.
- Hawthorne L Beyer, Yann Dujardin, Matthew E Watts, and Hugh P Possingham. Solving conservation planning problems with integer linear programming. *Ecological Modelling*, 328:14–22, 2016.
- Alain Billionnet. *Optimisation discrète, De la modélisation à la résolution par des logiciels de programmation mathématique*. Dunod, 2007.
- Alain Billionnet. Optimal selection of forest patches using integer and fractional programming. *Operational Research*, 10(1):1–26, 2010.
- Alain Billionnet. Mathematical optimization ideas for biodiversity conservation. *European Journal of Operational Research*, 231(3):514–534, 2013.
- Stuart HM Butchart, Matt Walpole, Ben Collen, Arco Van Strien, Jörn PW Scharlemann, Rosamunde EA Almond, Jonathan EM Baillie, Bastian Bomhard, Claire Brown, John Bruno, et al. Global biodiversity: indicators of recent declines. *Science*, 328(5982):1164–1168, 2010.

- Jeffrey D Camm, Stephen Polasky, Andrew Solow, and Blair Csuti. A note on optimal algorithms for reserve site selection. *Biological Conservation*, 78(3):353–355, 1996.
- Josie Carwardine, Carissa J Klein, Kerrie A Wilson, Robert L Pressey, and Hugh P Possingham. Hitting the target and missing the point: target-based conservation planning in context. *Conservation Letters*, 2(1):4–11, 2009.
- Josie Carwardine, Trudy O’Connor, Sarah Legge, Brendan Mackey, Hugh P Possingham, and Tara G Martin. Prioritizing threat management for biodiversity conservation. *Conservation Letters*, 5(3):196–204, 2012.
- Lorenzo Cattarino, Virgilio Hermoso, Josie Carwardine, Mark J Kennard, and Simon Linke. Multi-action planning for threat management: a novel approach for the spatial prioritization of conservation actions. *PloS one*, 10(5):e0128027, 2015.
- Lorenzo Cattarino, Virgilio Hermoso, Lindsay W Bradford, Josie Carwardine, Kerrie A Wilson, Mark J Kennard, and Simon Linke. Accounting for continuous species’ responses to management effort enhances cost-effectiveness of conservation decisions. *Biological conservation*, 197:116–123, 2016.
- Iadine Chadés, Sam Nicol, Stephen van Leeuwen, Belinda Walters, Jennifer Firn, Andrew Reeson, Tara G Martin, and Josie Carwardine. Benefits of integrating complementarity into priority threat management. *Conservation Biology*, 29(2):525–536, 2015.
- Blair Csuti, Stephen Polasky, Paul H Williams, Robert L Pressey, Jeffrey D Camm, Melanie Kershaw, A Ross Kiester, Brian Downs, Richard Hamilton, Manuela Huso, et al. A comparison of reserve selection algorithms using data on terrestrial vertebrates in oregon. *Biological Conservation*, 80(1):83–97, 1997.
- Jared M Diamond. The island dilemma: lessons of modern biogeographic studies for the design of natural reserves. *Biological conservation*, 7(2):129–146, 1975.
- David Dudgeon, Angela H Arthington, Mark O Gessner, Zen-Ichiro Kawabata, Duncan J Knowler, Christian Lévêque, Robert J Naiman, Anne-Hélène Prieur-Richard, Doris Soto, Melanie LJ Stiassny, et al. Freshwater biodiversity: importance, threats, status and conservation challenges. *Biological reviews*, 81(2):163–182, 2006.
- Megan C Evans, James EM Watson, Richard A Fuller, Oscar Venter, Simon C Bennett, Peter R Marsack, and Hugh P Possingham. The spatial distribution of threats to species in australia. *BioScience*, 61(4):281–289, 2011.
- Edward T Game, Michael Bode, Eve McDonald-Madden, Hedley S Grantham, and Hugh P Possingham. Dynamic marine protected areas can improve the resilience of coral reef systems. *Ecology Letters*, 12(12):1336–1346, 2009.
- Nicholas J Gotelli and Robert K Colwell. Estimating species richness. *Biological diversity: frontiers in measurement and assessment*, 12:39–54, 2011.
- Virgilio Hermoso, Doug P Ward, and Mark J Kennard. Prioritizing refugia for freshwater biodiversity conservation in highly seasonal ecosystems. *Diversity and Distributions*, 19(8):1031–1042, 2013.

- Virgilio Hermoso, Stephanie R Januchowski-Hartley, and Simon Linke. Systematic planning of disconnection to enhance conservation success in a modified world. *Science of the Total Environment*, 536:1038–1044, 2015.
- Christian Hof, Miguel B Araújo, Walter Jetz, and Carsten Rahbek. Additive threats from pathogens, climate and land-use change for global amphibian diversity. *Nature*, 480(7378): 516, 2011.
- John G Hof and Linda A Joyce. A mixed integer linear programming approach for spatially optimizing wildlife and timber in managed forest ecosystems. *Forest science*, 39(4):816–834, 1993.
- Philip E Hulme and Eleanor T Bremner. Assessing the impact of impatiens glandulifera on riparian habitats: partitioning diversity components following species removal. *Journal of Applied Ecology*, 43(1):43–50, 2006.
- Nick JB Isaac and Guy Cowlishaw. How species respond to multiple extinction threats. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B: Biological Sciences*, 271(1544):1135–1141, 2004.
- Alexander N James, Kevin J Gaston, and Andrew Balmford. Balancing the earth’s accounts. *Nature*, 401(6751):323, 1999.
- Frances C James and Noel O Wamer. Relationships between temperate forest bird communities and vegetation structure. *Ecology*, 63(1):159–171, 1982.
- Mark Kennard, Peter Bayliss, James Boyden, Damien Burrows, Ross Carew, Ben Cook, Arthur Georges, Virgilio Hermoso, Jane Hughes, Catherine Leigh, et al. *Identifying high conservation value aquatic ecosystems in northern Australia*. Charles Darwin University, 2010.
- Carissa J Klein, Natalie C Ban, Benjamin S Halpern, Maria Beger, Edward T Game, Hedley S Grantham, Alison Green, Travis J Klein, Stuart Kininmonth, Eric Treml, et al. Prioritizing land and sea conservation investments to protect coral reefs. *PLoS One*, 5(8):e12431, 2010.
- Noam Levin, James EM Watson, Liana N Joseph, Hedley S Grantham, Liat Hadar, Naomi Apel, Avi Perevolotsky, Niv DeMalach, Hugh P Possingham, and Salit Kark. A framework for systematic conservation planning and management of mediterranean landscapes. *Biological Conservation*, 158:371–383, 2013.
- Jie Liang, Xinyue He, Guangming Zeng, Minzhou Zhong, Xiang Gao, Xin Li, Xiaodong Li, Haipeng Wu, Chunting Feng, Wenle Xing, et al. Integrating priority areas and ecological corridors into national network for conservation planning in china. *Science of The Total Environment*, 626:22–29, 2018.
- Andrew MacDougall and Judy Loo. Land use history, plant rarity, and protected area adequacy in an intensively managed forest landscape. *Journal for Nature Conservation*, 10(3):171–183, 2002.
- Chris R Margules and Robert L Pressey. Systematic conservation planning. *Nature*, 405(6783):243, 2000.

- Martine Maron, Jonathan R Rhodes, and Philip Gibbons. Calculating the benefit of conservation actions. *Conservation letters*, 6(5):359–367, 2013.
- Shana M McDermott, Rebecca E Irwin, and Brad W Taylor. Using economic instruments to develop effective management of invasive species: insights from a bioeconomic model. *Ecological applications*, 23(5):1086–1100, 2013.
- Atte Moilanen. Methods for reserve selection: interior point search. *Biological Conservation*, 124(4):485–492, 2005.
- Atte Moilanen. Landscape zonation, benefit functions and target-based planning: unifying reserve selection strategies. *Biological Conservation*, 134(4):571–579, 2007.
- Atte Moilanen, John Leathwick, and Jane Elith. A method for spatial freshwater conservation prioritization. *Freshwater Biology*, 53(3):577–592, 2008.
- William Murdoch, Stephen Polasky, Kerrie A Wilson, Hugh P Possingham, Peter Kareiva, and Rebecca Shaw. Maximizing return on investment in conservation. *Biological Conservation*, 139(3-4):375–388, 2007.
- Robin Naidoo and Wiktor L Adamowicz. Economic benefits of biodiversity exceed costs of conservation at an african rainforest reserve. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 102(46):16712–16716, 2005.
- Robin Naidoo, Andrew Balmford, Paul J Ferraro, Stephen Polasky, Taylor H Ricketts, and Mathieu Rouget. Integrating economic costs into conservation planning. *Trends in ecology & evolution*, 21(12):681–687, 2006.
- Jeanne L Nel, Dirk J Roux, Gillian Maree, Cornelius J Kleynhans, Juanita Moolman, Belinda Reyers, Mathieu Rouget, and Richard M Cowling. Rivers in peril inside and outside protected areas: a systematic approach to conservation assessment of river ecosystems. *Diversity and Distributions*, 13(3):341–352, 2007.
- David Pimentel, Christa Wilson, Christine McCullum, Rachel Huang, Paulette Dwen, Jessica Flack, Quynh Tran, Tamara Saltman, and Barbara Cliff. Economic and environmental benefits of biodiversity. *BioScience*, 47(11):747–757, 1997.
- Stuart L Pimm, Clinton N Jenkins, Robin Abell, Thomas M Brooks, John L Gittleman, Lucas N Joppa, Peter H Raven, Callum M Roberts, and Joseph O Sexton. The biodiversity of species and their rates of extinction, distribution, and protection. *Science*, 344(6187):1246752, 2014.
- Hugh Possingham, Jemery Day, Maureen Goldfinch, and Franz Salzborn. The mathematics of designing a network of protected areas for conservation. In *Decision Sciences: Tools for Today. Proceedings of 12th National ASOR Conference*, pages 536–545, 1993.
- Federico Montesino Pouzols and Atte Moilanen. Roboff: software for analysis of alternative land-use options and conservation actions. *Methods in Ecology and Evolution*, 4(5):426–432, 2013.

- Federico Montesino Pouzols, Mark A Burgman, and Atte Moilanen. Methods for allocation of habitat management, maintenance, restoration and offsetting, when conservation actions have uncertain consequences. *Biological Conservation*, 153:41–50, 2012.
- Brad Pusey, Danielle Warfe, Simon Townsend, Michael Douglas, Damien Burrows, Mark Kennard, and Paul Close. Condition, impacts and threats to aquatic biodiversity. In *Aquatic Biodiversity in Northern Australia: patterns, threats and future*, pages 151–172. CDU Press, 2011.
- Brian D Richter, David P Braun, Michael A Mendelson, and Lawrence L Master. Threats to imperiled freshwater fauna: amenazas a la fauna dulceacuicola en riesgo. *Conservation Biology*, 11(5):1081–1093, 1997.
- José Salgado-Rojas, Eduardo Álvarez Miranda, Virgilio Hermoso, Jordi Garcia-Gonzalo, and Andrés Weintraub. A mip approach for multi-action planning for threat management. *Submitted to Elsevier*, 2019.
- Truly Santika, Clive A McAlpine, Daniel Lunney, Kerrie A Wilson, and Jonathan R Rhodes. Assessing spatio-temporal priorities for species’ recovery in broad-scale dynamic landscapes. *Journal of Applied Ecology*, 52(4):832–840, 2015.
- Dean Urban and Timothy Keitt. Landscape connectivity: a graph-theoretic perspective. *Ecology*, 82(5):1205–1218, 2001.
- Oscar Venter, Nathalie N Brodeur, Leah Nemiroff, Brenna Belland, Ivan J Dolinsek, and James WA Grant. Threats to endangered species in canada. *Bioscience*, 56(11):903–910, 2006.
- Piero Visconti and Lucas Joppa. Building robust conservation plans. *Conservation biology*, 29(2):503–512, 2015.
- Matthew E Watts, Ian R Ball, Romola S Stewart, Carissa J Klein, Kerrie Wilson, Charles Steinback, Reinaldo Lourival, Lindsay Kircher, and Hugh P Possingham. Marxan with zones: software for optimal conservation based land-and sea-use zoning. *Environmental Modelling & Software*, 24(12):1513–1521, 2009.
- Justin C Williams, Charles S ReVelle, and Simon A Levin. Spatial attributes and reserve design models: a review. *Environmental Modeling & Assessment*, 10(3):163–181, 2005.
- Kerrie Wilson, Robert L Pressey, Adrian Newton, Mark Burgman, Hugh Possingham, and Chris Weston. Measuring and incorporating vulnerability into conservation planning. *Environmental management*, 35(5):527–543, 2005.
- Matthew A Wilson and Stephen R Carpenter. Economic valuation of freshwater ecosystem services in the united states: 1971–1997. *Ecological applications*, 9(3):772–783, 1999.
- Astrid C Wittmann and Hans-O Pörtner. Sensitivities of extant animal taxa to ocean acidification. *Nature Climate Change*, 3(11):995, 2013.

Capítulo 6

Anexos

6.1. Estudio del impacto de la distribución de especies

Para acotar el análisis al rango de interés, se eligieron las primeras 18 especies de forma creciente según su área de superficie total para ser ilustradas, en donde la última especie tiene un área de superficie total igual a 12046 kilómetros cuadrados.

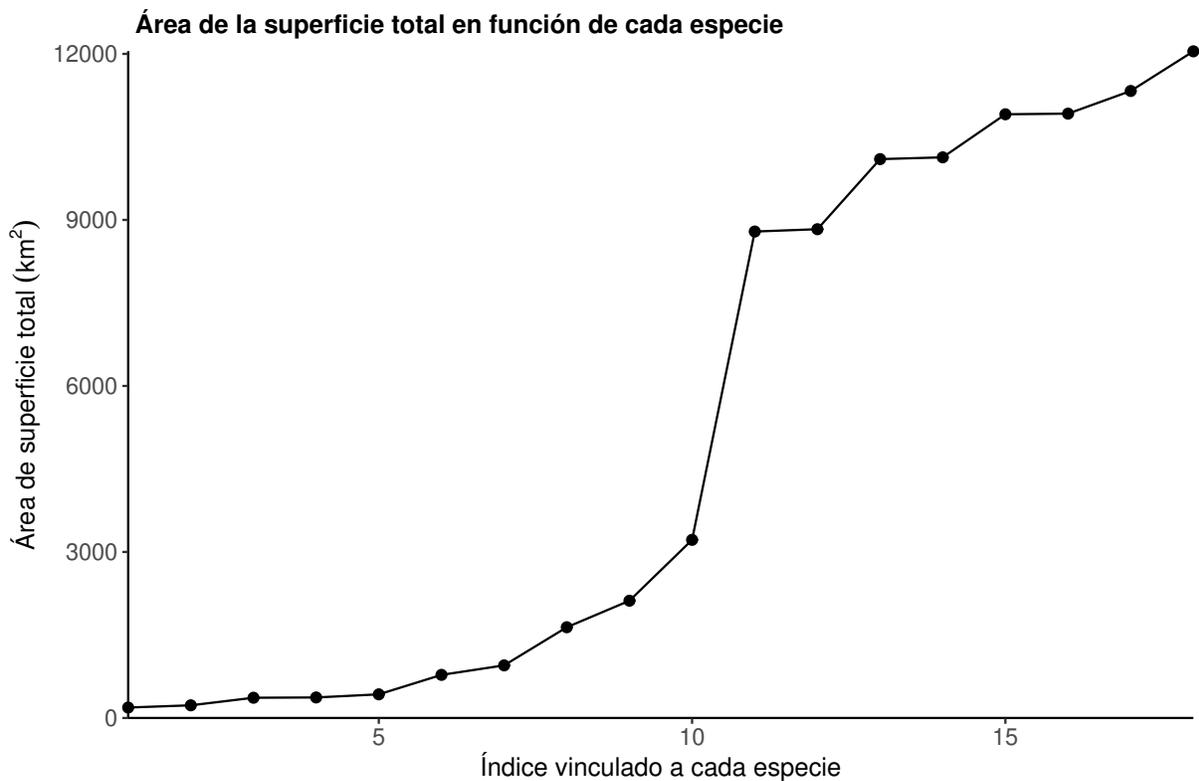


Figura 6.1: Representación gráfica de las áreas de superficie total de ocupación en la cuenca de cada una de las primeras 18 especies del caso de estudio.

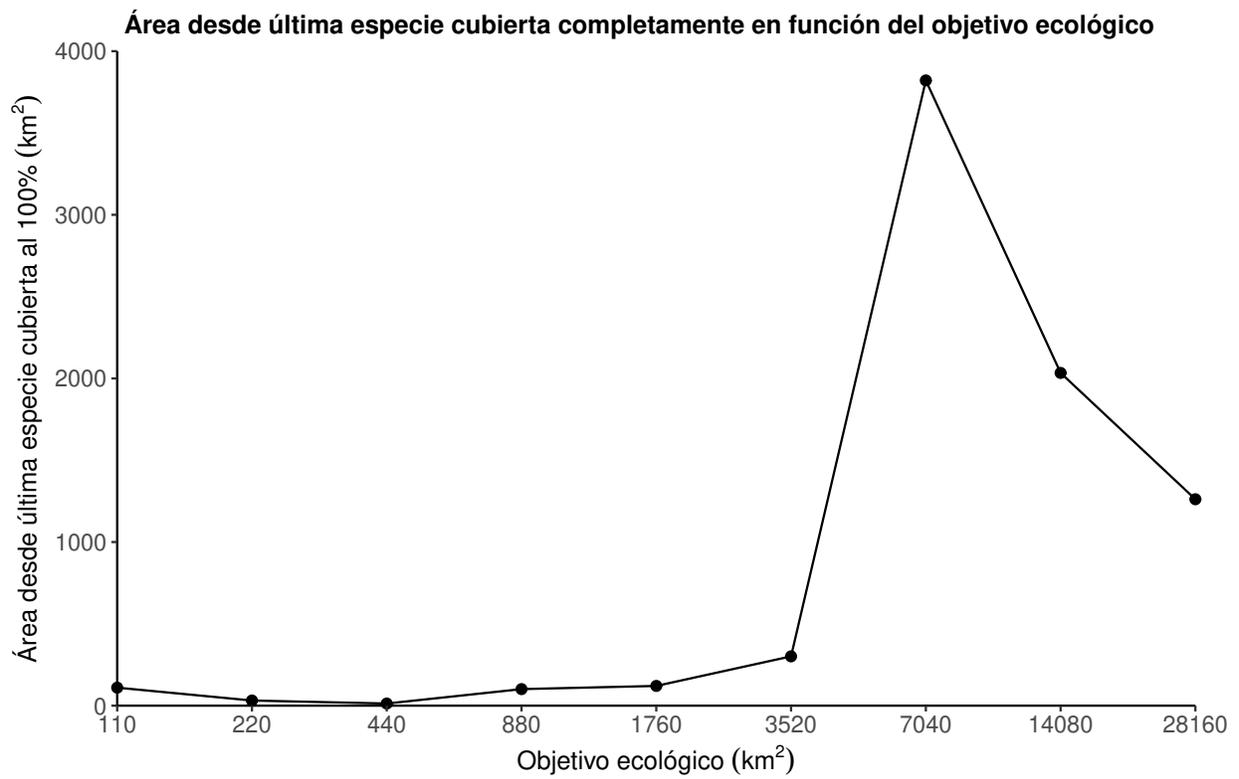


Figura 6.2: Representación gráfica de las áreas desde la última especie cubierta completamente en el caso de estudio.

6.2. Parte del código de implementación del modelo matemático

```
1 * Solver.cpp
2 #include "../Solucionador/Solver.h"
3 #include "../Utilidad/ProgramOptions.h"
4 #include <boost/filesystem.hpp>
5 #include <iostream>
6 #include <iomanip>
7 #include <sstream>
8 #include <ilcplex/ilocplex.h>
9 #include <ilcplex/cplex.h>
10
11 using namespace std;
12 Solver::Solver( Instancias& _instance):
13 instance (_instance),
14 myEnv {IloEnv()},
15 myModel {IloModel(myEnv)},
16 myCplex {IloCplex(myModel)},
17 x(myEnv),w(myEnv)
18 {
19 cout<<"Generando Solver-----" <<endl;
20 defineVariables();
21 createObjective();
22 addTargetes();
23 addMonitoringNecessity();
24 cout<<"Modelo generado-----" <<endl;
25 }
26 Solver::~Solver()
27 {
28 myCplex.end();
29 myModel.end();
30 myEnv.end();
31 }
32 double Solver::solve()
33 {
34 myCplex.extract(myModel);
35 if(params.exportModel)
36 {
37 myCplex.exportModel("MAM.lp");
38 }
39 setCPLEXParameters();
40 cout<<"CPLEX Version:" << myCplex.getVersion() <<endl;
41 cout<<"To solve." <<endl; cout<<"-----" <<endl;
42 std::string nombre=params.MIPfile+".mst";
43 myCplex.solve(); //Resolver
44 myEnv.out() << "Valor Optimo: " << myCplex.getObjValue() << endl;
45 myEnv.out() <<"-----" << endl;
46 myEnv.out() << "Tiempo: " << myCplex.getTime() << endl;
47 writeSolution(); //Archivo de soluciones.dat
48 writeStatistics(); //Archivo de estadisticas.dat
49 return 1;
50 }
51
52 int Solver::defineVariables()
```

```

53 { //-----Definicion de variables-----
54 //X_kin (variable dicotomica que indica si realizo una accion k en el
    sitio i con el nivel n)
55 x = IloBoolVar3Matrix(myEnv,instance.unidades);
56 for (int i=0;i<instance.unidades;i++)
57 {
58     x[i]=IloBoolVarMatrix(myEnv,instance.amenazas);
59     for(int k=0;k<instance.amenazas;k++)
60     {
61         x[i][k]=IloBoolVarArray(myEnv,instance.niveles);
62         for (int n = 0; n < instance.niveles; n++)
63         {
64             stringstream name;
65             name << "x[" << i << "," << k << "," << n << " ]";
66             x[i][k][n].setName(name.str().c_str());
67         }
68     }
69 }
70 //W_i (variable dicotomica que indica si selecciono o no un sitio i)
71 w = IloBoolVarArray(myEnv,instance.unidades);
72 for (int i=0;i<instance.unidades;i++)
73 {
74     stringstream name;
75     name << "w[" << i << " ]";
76     w[i].setName(name.str().c_str());
77 }
78 //F_is (Variable continua que indica el porcentaje de beneficio dado
    por la especie s en la unidad i sin amenazas)
79 F = IloNumVarMatrix(myEnv,instance.unidades);
80 for (int i=0;i<instance.unidades;i++)
81 {
82     F[i]=IloNumVarArray(myEnv,instance.especies,0,1);
83     for(int j=0;j<instance.especies;j++)
84     {
85         stringstream name;
86         name << "F[" << i << "," << j << " ]";
87         F[i][j].setName(name.str().c_str());
88     }
89 }
90 cout<<"Variables creadas"<<endl;
91 return 1;
92 }
93
94 //-----Creacion de la funcion objetivo-----
95 int Solver::createObjective()
96 { //Minimizar costos de implementacion y de fragmentacion
97     IloExpr obj(myEnv);
98     int conexiones = 0;
99     cout<<"Beta(U): " << params.beta << endl; //Mostrar valores de Betas
100     cout<<"Beta(A): " << params.betaAmenazas << endl;
101     cout<<"Objetivo(km2): " << params.target << endl;
102     for (int k=0;k<instance.amenazas;k++)
103     {
104         for(int i=0; i<instance.unidades;i++)
105         {
106             for(int s=0;s<instance.especies;s++)

```

```

107     {
108         if (instance.MatrizIK[i][k]>0 && instance.MatrizIJ[i][s]> 0 &&
            instance.MatrizJK[s][k]>0)
109         {
110             Especies_amenazadas[i][k]+=1;
111         }
112     }
113 }
114 }
115 for(int i=0; i<instance.unidades;i++)
116 {
117     obj+=w[i]*instance.MatrizCI[i]/5;           //Agregar Costos por monitoreo
118     for(int j=0; j<instance.unidades;j++)
119     {
120         if(instance.MatrizDIJ[i][j]>0 and instance.MatrizDIJ[i][j]<=params.
            Umbral)
121         {
122             //Penalizacion por fragmentacion de monitoreo
123             obj+=params.beta*w[i]*(1-w[j])/(instance.MatrizDIJ[i][j]);
124             conexiones++;           //Sumar cantidad de conexiones validas
125             for (int k=0;k<instance.amenazas;k++)
126             {
127                 //Verificar factibilidad Amenazas - Unidades
128                 if (Especies_amenazadas[i][k]>0 and Especies_amenazadas[j][k]>0)
129                 {
130                     for (int n=1; n<instance.niveles;n++)
131                     {
132                         //Pen. fragment. de acciones
133                         obj+=params.betaAmenazas*x[i][k][n]*(1-w[j]+x[j][k][0])/
134                         instance.MatrizDIJ[i][j];
135                     }
136                 }
137             }
138         }
139     }
140     for (int k=0;k<instance.amenazas;k++)
141     {
142         if (instance.MatrizIK[i][k]>0)
143         {
144             for (int n=0; n<instance.niveles;n++)
145             {
146                 //Agregar Costos por realizar acciones
147                 obj+=x[i][k][n]*instance.MatrizCIN[i][n]/3;
148                 //Matriz CIN dividida en 3 para normalizar
149             }
150         }
151     }
152 }
153
154 //-----Restricciones-----
155 void Solver::addTargets()           //Restriccion de Targets ecologicos
156 {
157     for(int j=0;j<instance.especies;j++)
158     {
159         for(int i=0;i< instance.unidades;i++)

```

```

160     {
161         if (instance.MatrizIJ[i][j] > 0)
162         {
163             As[j] += instance.MatrizCI[i]; //Sumar cantidad de area por especie
164             Us[j] += 1; //Sumar cantidad de unidades por especie
165             for(int k=0; k<instance.amenazas; k++)
166             {
167                 if(instance.MatrizIK[i][k] > 0 && instance.MatrizJK[j][k] > 0)
168                 {
169                     //Sumar numero de amenazas en unidad por especie
170                     Matriz_Ame[i][j] += 1;
171                 }
172             }
173         }
174     }
175 }
176 for (int j=0; j<instance.especies; j++)
177 {
178     IloExpr suma_super(myEnv);
179     IloExpr suma_free(myEnv);
180     for(int i=0; i< instance.unidades; i++)
181     {
182         if (instance.MatrizIJ[i][j] > 0)
183         {
184             int veces=0; //Contador de amenazas para dupla IJ
185             for (int k=0; k<instance.amenazas; k++)
186             {
187                 if (instance.MatrizIK[i][k] > 0 && instance.MatrizJK[j][k] > 0)
188                 {
189                     for (int n=0; n<instance.niveles; n++)
190                     {
191                         suma_super += x[i][k][n] * instance.MatrizRKJN[k][j][n] * instance
192                             .MatrizCI[i] / Matriz_Ame[i][j];
193                     }
194                     veces += 1;
195                 }
196             }
197             if(veces == 0) //Dupla IJ sin amenazas
198             { //Suma parte sin amenazas para el beneficio
199                 suma_free += F[i][j] * instance.MatrizCI[i];
200             }
201         } //Target 100% para especies con <=100 km2
202         if (As[j] <= params.target) {Aleatorio[j] = As[j] - 0.09;}
203         //Target proporcional a salvar 100 km2
204         else {Aleatorio[j] = params.target;}
205         myModel.add(suma_super + suma_free >= (Aleatorio[j]));
206         suma_super.end();
207         suma_free.end();
208     }
209     cout << "Restricciones de objetivos creadas" << endl;
210 }
211 //Restriccion para relacionar Xikn y Wi
212 void Solver::addMonitoringNecessity()
213 {
214     for(int i=0; i<instance.unidades; i++)

```

```

215 {
216     for(int k=0;k<instance.amenazas;k++)
217     {
218         IloExpr suma_esfuerzos(myEnv);
219         if (instance.MatrizIK[i][k]>0)
220         {
221             for(int n=0;n<instance.niveles;n++)
222             {
223                 //Suma de los esfuerzos realizados en i
224                 suma_esfuerzos+=x[i][k][n];
225             }
226
227             myModel.add(w[i]==suma_esfuerzos);
228             suma_esfuerzos.end();
229         }
230         IloExpr suma_esfuerzosinexis(myEnv);
231         //Casos en donde no existe la amenaza k en i
232         if (instance.MatrizIK[i][k]==0)
233         {
234             for(int n=0;n<instance.niveles;n++)
235             {
236                 suma_esfuerzosinexis+=x[i][k][n];
237             }
238             //Todos los esfuerzos suman 0
239             myModel.add(suma_esfuerzosinexis==0);
240             suma_esfuerzosinexis.end();
241         }
242     }
243 }
244
245 //-----Creacion de parametros de resolucio-----
246 int Solver::setCPLEXParameters()
247 {
248     //Set de parametros-----
249     myCplex.setParam(IloCplex::EpGap, params.gap); //Gap de parada
250     myCplex.setParam(IloCplex::PolishAfterTime, 10800); //Comienza el
251     //polishing despues de los 10800 seg (3hrs)
252     myCplex.setParam(IloCplex::RootAlg, IloCplex::Dual); // Optimiza un LP
253     //usando primal simplex method
254     myCplex.setParam(IloCplex::TiLim, params.timelimit); //Tiempo limite de
255     //trabajo
256     myCplex.setParam(IloCplex::MIPDisplay, 4); //Estilo de entrega de
257     //resultados por terminal
258     myCplex.setParam(IloCplex::RINSHeur, 0); //Utilizacion de heurísticas
259     //RINS USADA
260     myCplex.setParam(IloCplex::MIPEmphasis, 2); //Aplicar menos esfuerzo
261     //para encontrar tempranamente soluciones viables (destacar optimalidad
262     //vs viabilidad)
263     myCplex.setParam(IloCplex::Param::MIP::Cuts::ZeroHalfCut, 2); //Generar
264     //cortes de cero a medio con agresividad
265     return 1;
266 }
267 }

```